



TESIS - KI 142502

**KOMBINASI FITUR TEKSTUR BERBASIS *POWER LBP*  
DAN FITUR BENTUK BERBASIS *FOURIER*  
*DESCRIPTOR* UNTUK KLASIFIKASI CITRA KERANG**

PUTRI AISYIAH RAKHMA DEVI  
NRP. 5114201029

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.  
Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTER CERDAS DAN VISUAL  
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA  
2016

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*



TESIS - KI 142502

# **HYBRID METHOD OF TEXTURE FEATURES BASED POWER LOCAL BINARY PATTERNS AND SHAPE FEATURES BASED FOURIER DESCRIPTOR FOR SHELLFISH IMAGE CLASSIFICATION**

PUTRI AISYIAH RAKHMA DEVI  
NRP. 5114201029

SUPERVISOR  
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.  
Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc.

MAGISTER PROGRAM  
INTELLIGENCE COMPUTATIONAL AND VISUALIZATION  
DEPARTMENT OF INFORMATICS ENGINEERING  
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA  
2016

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*

Telah disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Komputer (M.Kom)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh:  
Putri Aisyiah Rakhma Devi  
NRP. 5114201029

Dengan Judul :  
Kombinasi Fitur Tekstur Berbasis *Power LBP* dan Fitur Bentuk Berbasis *Fourier Descriptor* untuk Klasifikasi Citra Kerang

Tanggal Ujian: 29 Juni 2016  
Periode Wisuda: September 2016

Disetujui oleh:

Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom  
NIP. 197104281994122001

.....  
(Pembimbing 1)

Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc  
NIP. 198603122012122004

.....  
(Pembimbing 2)

Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom  
NIP. 197208091995121001

.....  
(Penguji 1)

Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc  
NIP. 198510172015042001

.....  
(Penguji 2)

Arya Yudhi Wijaya, S.Kom., M.Kom  
NIP. 19840904 201012 1 002

.....  
(Penguji 3)



Direktur Program Pasca Sarjana,

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.  
NIP. 19602021987011001

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*

## Kombinasi Fitur Tekstur Berbasis *Power LBP* dan Fitur Bentuk Berbasis *Fourier Descriptor* untuk Klasifikasi Citra Kerang

Nama : Putri Aisyiah Rakhma Devi  
NRP : 5114201029  
Dosen Pembimbing : Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.  
Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc

### ABSTRAK

Klasifikasi citra kerang pada umumnya dilakukan berdasarkan pada karakteristik bentuk dan tekstur cangkang kerang. Permasalahan pengklasifikasian secara manual biasanya terletak pada hasil akurasi dan waktu klasifikasi yang kurang maksimal. Pengembangan perangkat lunak untuk pengklasifikasian secara otomatis diharapkan dapat meningkatkan hasil akurasi dan memperbaiki waktu klasifikasi. Pada penelitian ini bertujuan untuk mengkombinasikan metode *Power LBP* untuk mengekstraksi fitur tekstur dan metode *fourier descriptor* untuk mengekstraksi fitur bentuk yang digunakan untuk klasifikasi citra kerang.

Citra input yang digunakan, sebelumnya telah melalui praproses dan segmentasi untuk memisahkan objek dengan *background* menggunakan Metode Otsu. Citra objek yang sudah terpisah ditransformasi menjadi citra biner dan citra *grayscale* untuk proses ekstraksi fitur. Fitur tekstur diekstrak menggunakan metode *Power LBP* (PLBP) dengan inputan citra *grayscale*. Fitur bentuk diekstrak menggunakan *Fourier Descriptor* (FD) dengan inputan citra biner. Hasil dari kedua fitur yang sudah diperoleh akan dilakukan kombinasi dengan mempertimbangkan bobot masing-masing fitur yang kemudian dilakukan normalisasi. Dengan mengkombinasikan fitur tekstur dan fitur bentuk diharapkan memperoleh fitur yang signifikan yang dapat meningkatkan akurasi sebuah klasifikasi.

Uji coba dilakukan pada 3 jenis dataset kerang yakni kerang darah, kerang pasir dan kerang bulu dengan menggunakan SVM *cross validation* dengan  $k = 2 \text{ fold}$ . Hasil uji coba menunjukkan bahwa ada keterkaitan antara mengkombinasikan fitur tekstur dan fitur bentuk pada permasalahan klasifikasi citra kerang dapat diperbaiki dengan hasil akurasi klasifikasi yang diperoleh sebesar 99,39% dengan fitur tekstur lebih dominan daripada fitur yang lainnya.

**Kata kunci:** ekstraksi fitur, power LBP, fourier descriptor, klasifikasi, citra kerang.

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*



# **Hybrid Method of Texture Features Based Power Local Binary Patterns and Shape Features Based Fourier Descriptor for Shellfish Image Classification**

By : Putri Aisyiyah Rakhma Devi

Student Identity Number: 5114201029

Supervisor : Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc

## **ABSTRACT**

Shells image classification are generally conducted based on the characteristics of the shape and texture of the shells. The classifying problems usually occurs on the results of accuracy and timing classification. The software development for classification is expected to increase the yield of accuracy result and optimize the time of classification. In this study, we combine the Power LBP method for extracting texture features and the Fourier Descriptor method for extracting shape features that used for shells image classification.

The used input images had been conducted preprocessing and segmentation to separate object and background using Otsu methods. The objects images that had been separated are transformed into a binary image and grayscale image for feature extraction process. Texture features are extracted using Power LBP (PLBP) method and grayscale image as input. Shape features are extracted using Fourier Descriptor (FD) method and binary image as input. The results of these two features will be combined by considering the weight of each feature and then normalized. By combining the features of texture and shape, we expect to obtain significant features that can improve the accuracy of classification.

Tests was performed on 3 types of shells dataset ie blood clams, mussels and scallops feather sand by using SVM cross validation with  $k = 2$  fold. The results show that there is a link between features combine texture and shape features on the image classification problems that can be solved with the results obtained classification accuracy of 99.39% with a texture feature more dominant than the other features.

**Keywords:** feature extraction, Power LBP, Fourier descriptor, Classification, Shellfish image.

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*

## KATA PENGANTAR

Penulis mengucapkan rasa syukur yang tak berhingga kepada Allah S.W.T Atas segala rahmat, berkah, hidayah, kesehatan dan petunjuk-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang merupakan salah satu syarat dalam menyelesaikan Program Studi Magister di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Terselesaikannya tesis beserta laporannya ini tentunya tak luput dari peran serta berbagai pihak-pihak yang telah memberikan bantuan dan dorongan semangat baik secara langsung maupun tak langsung. Untuk itu atas segala bantuan yang telah diberikan, penulis mengucapkan terima kasih serta penghargaan yang sebesar-besarnya antara lain kepada :

1. Bapak Muhaimin dan Ibu Fatimah yakni kedua Orang Tua penulis yang senantiasa memberi cinta, dukungan, do'a, harapan, serta mencurahkan segala-segalanya demi keberhasilan penulis dalam menyelesaikan studi. Semoga ALLAH S.W.T menjadikan penulis anak yang berbakti serta bermanfaat bagi sesama.
2. Kakak terbaik, tercinta dan tersayang Adiyanto Yuwono, Rizki Prastialam Mufidah Rahmawati dan M. Agus Alfiyanto yang senantiasa memberi cinta, dukungan dan do'a. Semoga ALLAH S.W.T memberikan rahmat-Nya kepada kita semua.
3. Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom., dan Ibu Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc., selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu dan pikiran dalam membimbing proses terselesaikannya tesis ini, serta membuka wawasan penulis akan luasnya ilmu pengetahuan. Terima kasih banyak atas segala kebaikan ibu berdua, semoga Allah S.W.T senantiasa merahmati ibu dan keluarga.
4. Bapak Waskito Wibisono, S.Kom., M.Eng., Ph.D selaku ketua Program Studi Program Pascasarjana Teknik Informatika.
5. Bapak Ir. Muhammad Husni, M.Kom, selaku dosen wali yang telah banyak memberikan bantuan dalam hal akademik.

6. Bapak Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom., Ibu Anny Yuniarti, S.Kom., M.Comp.Sc, Ibu Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc dan Bapak Arya Yudhi Wijaya, S.Kom, M.Kom selaku dosen penguji yang telah banyak membantu penulis untuk bisa menjadi lebih baik.
7. Seluruh Dosen S2 Teknik Informatika yang telah memberikan wawasan ilmu kepada penulis selama menempuh studi.
8. Seluruh staf kependidikan utamanya mbak Lina dan Mas Kunto yang telah banyak menolong penulis.
9. Semua rekan mahasiswa S2 Teknik Informatika utamanya angkatan 2014 yang tidak dapat disebutkan satu persatu. Terimakasih telah menjadi teman, sahabat dan keluarga baru bagi penulis. Tak lupa juga terimakasih atas motivasi, semangat dan dukungan dalam bentuk apapun.
10. Keluarga kos keputih dan keluarga kos gebang, utamanya adek kos penulis Eni HS dan Desi Kusuma yang telah menjadi teman, sahabat, bahkan keluarga baru bagi penulis dalam dua tahun terakhir.
11. Semua pihak yang telah banyak membantu proses penyelesaian tesis ini.

Semoga Allah SWT memberikan balasan yang setimpal dan selalu memberikan taufik serta hidayah-Nya bagi semua pihak yang telah banyak memberikan bantuan, bimbingan ataupun nasehat-nasehat.

Penulis menyadari bahwa dalam laporan tesis ini masih banyak kekurangannya, karena itu masukan, saran demi perbaikan dan penerapan tesis ini dimasa mendatang tetap penulis harapkan. Semoga tesis ini dapat benar-benar bermanfaat bagi penulis khususnya lebih-lebih pada masyarakat, bangsa dan negara.

Surabaya, Juni 2016

Penulis

## DAFTAR ISI

ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR .....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	6
1.3 Batasan Masalah.....	7
1.4 Tujuan Penelitian.....	7
1.5 Manfaat Penelitian.....	7
1.6 Kontribusi Penelitian .....	7
1.7 Sistematika Penulisan.....	8
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA.....	9
2.1 Kerang .....	9
2.2 Dataset Kerang .....	10
2.3 <i>Local Binary Pattern</i> .....	12
2.4 <i>Power Local Binnary Pattern</i> .....	13
2.5 Deskriptor bentuk .....	15
2.6 <i>Support Vector Machine</i> .....	17
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	23
3.1 Analisis dan Perancangan Sistem.....	23
3.2 Deskripsi Dataset.....	24
3.3 Praproses dan Segmentasi .....	25
3.4 Ekstraksi Fitur Tekstur .....	26

3.5	Ekstraksi Fitur Bentuk .....	27
3.6	Kombinasi Fitur .....	29
3.7	Klasifikasi .....	29
3.8	Uji Coba dan Evaluasi .....	30
3.9	Implementasi.....	31
3.10	Analisis Hasil .....	31
BAB 4 PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN.....		33
4.1	Lingkungan Uji Coba.....	33
4.2	Data Uji Coba .....	33
4.3	Skenario Uji Coba.....	34
4.4	Hasil Uji Coba .....	35
4.4.1	Praproses.....	35
4.4.2	Hasil Uji Coba Fitur Tekstur .....	37
4.4.3	Hasil Uji Coba Fitur Bentuk.....	40
4.4.4	Hasil Uji Coba Kombinasi Fitur Tekstur dan Fitur Bentuk .....	43
4.5	Pembahasan Hasil Uji Coba.....	45
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN .....		49
5.1	Kesimpulan .....	49
5.2	Saran .....	50
DAFTAR PUSTAKA.....		51
BIODATA PENULIS .....		57

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerang Darah ( <i>Anadara Granosa</i> ).....	10
Gambar 2.2 Kerang Pasir ( <i>Anadara Polii</i> ).....	11
Gambar 2.3 Kerang Bulu ( <i>anadara anquita</i> ).....	12
Gambar 2.4 Operator LBP ( Ojala, 2002) .....	12
Gambar 2.5 Ilustrasi Proses LBP. ....	13
(a)Notasi (b) Citra asli. (c) Hasil perbandingan dengan fungsi <i>thresholding</i> . (d) LBP code .....	13
Gambar 2.6 Ilustrasi Proses PLBP. ....	14
(a) <i>D Values</i> (b) Perangkingan. (c) ) Hasil perbandingan dengan fungsi <i>thresholding</i> (d) Power LBP .....	14
Gambar 2.7 (a) bentuk apel; (b) kontur apel; (c) fungsi <i>centroid distance</i> .....	16
Gambar 2.8 Dua buah kelas terpisah dengan <i>hyperplane</i> .....	17
(Statsoft.com) .....	17
Gambar 2.9 Ilustrasi <i>hyperplane</i> pada nonlinier SVM .....	20
(Statsoft.com) .....	20
Gambar 3.1 Diagram rancangan sistem secara umum .....	23
Gambar 3.2 Contoh Dataset. (a) Kerang Darah (b) Kerang Bulu (c) Kerang Pasir....	24
Gambar 3.3 Tahapan Praproses dan Segmentasi .....	25
Gambar 3.4 Ekstraksi Fitur Tekstur .....	26
Gambar 4.1 Tahap praproses citra. (a): citra asli; (b): citra grayscale; (c): citra biner; (d): citra hasil dilasi; (e): citra hasil erosi; (f)citra hasil median filtering; (g): hasil penggabungan citra grayscale .....	36
Gambar 4.2 Tahap praproses untuk mendapatkan citra tekstur cangkang kerang .....	36
Gambar 4.3 Contoh Citra yang KD_01 yang digunakan .....	37
Gambar 4.4 Tampilan Histogram 256 Fitur dari Citra KD_01 .....	37

Gambar 4.5 Tampilan Histogram Kuantisasi 128 Fitur dari Citra KD_01 .....	38
Gambar 4.6 Tampilan Histogram Kuantisasi 64 Fitur dari Citra KD_01 .....	38
Gambar 4.7 Tampilan Histogram Kuantisasi 32 Fitur dari Citra KD_01 .....	39
Gambar 4.8 Perbandingan Rata- Rata Akurasi Klasifikasi Fitur Tekstur .....	39
Gambar 4.9 Waktu Eksekusi Klasifikasi .....	40
Gambar 4.10 Citra Asli (a); Citra Biner (b); Penentuan Titik Centroid (c); Grafik Jarak Centroid (d) .....	40
Gambar 4.11 Hasil Akurasi Klasifikasi Jumlah Titik Tepi 148:248 .....	42
Gambar 4.12 Waktu Eksekusi Klasifikasi .....	42
Gambar 4.13 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Histogram Fitur 256 .....	44
Gambar 4.14 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Kuantisasi Histogram Fitur 128 .....	44
Gambar 4.15 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Kuantisasi Histogram Fitur 64 .....	45
Gambar 4.16 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Kuantisasi Histogram Fitur 32 .....	45
Gambar 4.15 Hasil Akurasi Klasifikasi Kombinasi Fitur Tekstur dan Bentuk dengan Pembobotan Dinormalisasi dan Tidak Dinormalisasi dengan Histogram Kuantisasi 128 Fitur .....	48
Gambar 4.16 Perbandingan Waktu Eksekusi .....	48



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kernel yang umum dipakai dalam SVM.....	21
Tabel 3.1 Jumlah dataset .....	24
Tabel 4.1 Keterangan Dataset .....	34
Tabel 4.2 Hasil Akurasi Klasifikasi untuk tiap Titik Tepi .....	41
Tabel 4.3 Hasil Akurasi Uji Bobot Kombinasi Fitur .....	43
Tabel 4.4 Contoh Citra yang Misklasifikasi .....	46

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Indonesia salah satu negara yang memiliki wilayah perairan laut terluas di dunia. Geografis perairan Negara Indonesia terletak di kawasan tropis yang kaya akan berbagai sumber daya alam laut. Pemanfaatan sumber daya laut tidak hanya dilalukan melalui penangkapan, tetapi juga perlu dikembangkan usaha budidaya. Sektor perikanan yang ada sampai saat ini masih melakukan eksplorasi pada hasil laut yaitu tuna, udang dan rumput laut, sedangkan berbagai jenis moluska masih belum diminati untuk dikembangkan. Salah satu jenis moluska adalah kerang yang merupakan hasil perikanan yang melimpah di daerah tropis, salah satu sumber protein hewani yang baik dan murah bagi masyarakat. Kerang dan makanan yang berasal dari laut kaya akan asam amino dan asam lemak. Kerang dapat pula dikembangkan menjadi salah satu produk ekspor yang dapat diandalkan.

Seperti contohnya PT Kelola Mina Laut (KML) merupakan salah satu perusahaan ternama di kota Gresik. Perusahaan yang bergerak dalam bidang industri pengolahan hasil perikanan laut seperti ikan, udang, rajungan dan kerang. Sejak tahun 1994 perusahaan ini melakukan kegiatan komersil dengan hasil produksinya berupa olahan *seafood* yang dipasarkan di hampir 30 negara contohnya: USA, Eropa, Jepang, Singapura, Kanada, Rusia, Cina, Korea, Afrika, Taiwan, Australia, New Zealand, Middle East dan Indonesia sebagai pasar domestik. Bahan mentah yang dikirimkan oleh nelayan atau distributor berupa ikan, udang, rajungan, dan kerang yang belum dipisahkan jenisnya. Di bagian penerimaan (bongkar muat) hasil laut tersebut dipisahkan secara manual oleh beberapa pegawai berdasarkan jenisnya. Sistem manual ini bersifat subjektif karena sangat bergantung pada situasi, kondisi, dan keterampilan pegawai yang kemungkinan dapat menyebabkan kesalahan pemisahan. Bagi

perusahaan pengolahan hasil laut ini, kesalahan pemisahan jenis dapat menyebabkan kegagalan di bagian produksi.

Kerang adalah hewan laut yang termasuk golongan hewan bertubuh lunak keluarga tiram, berinsang pipih dan berlapis, serta mempunyai sepasang cangkang yang dihubungkan dengan engsel sehingga dapat dibuka dan ditutup. Tiap-tiap jenis kerang mempunyai tekstur cangkang dan bentuk yang berbeda. Setiap cangkang dari kerang tersebut memiliki ciri pada corak tekstur dan bentuk cangkangnya. Corak dan bentuk inilah yang membedakan antara kerang satu dengan kerang yang lainnya. Kerang yang hidup di perairan Indonesia ada beberapa macam jenis, diantaranya kerang konsumsi, kerang budidaya, dan kerang parasit. Kerang konsumsi sendiri biasanya dimanfaatkan oleh masyarakat untuk memenuhi kebutuhan hidup sehari-hari. Kerang budidaya yang sangat terkenal yakni penghasil mutiara dan memiliki nilai jual tinggi. Sedangkan kerang parasit sering dijumpai pada kayu kapal yang biasanya dapat merusak bagian dari kapal itu sendiri.

Kerang konsumsi adalah jenis kerang yang digunakan pada penelitian ini. Kerang konsumsi memiliki beberapa jenis, akan tetapi yang sering dijumpai di pesisir laut Jawa hanya tiga jenis saja. Pertama, kerang darah (*anadara granosa*) yang memiliki tekstur permukaan kasar dan beraturan, terdapat garis-garis rapi saling bertemuan berbentuk persegi kecil yang menonjol pada seluruh bagian cangkang. Kedua, kerang pasir (*anadara polii*) yang memiliki tekstur permukaan kasar dan beraturan, terdapat garis-garis rapi yang melingkar dan menonjol pada cangkang. Ketiga, kerang bulu (*anadara antiquata*) memiliki tekstur yang hampir sama dengan kerang pasir, namun corak yang terdapat lebih rapi dan sempit serta adanya bulu yang menutupi sebagian dari cangkang.

Pemisahan secara otomatis (klasifikasi) dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi komputer khususnya pengolahan citra (*image processing*). Salah satu bagian penting yang dapat mendukung keberhasilan proses klasifikasi adalah proses pengenalan pola. Proses pengenalan pola dilakukan dengan cara mengekstraksi fitur dari pola yang sudah ada. Fitur yang digunakan untuk mengenali pola cangkang kerang adalah fitur tekstur dan fitur bentuk. Fitur tekstur dapat

mendeskripsikan susunan intensitas dari sekumpulan piksel-piksel yang bertetangga pada citra. Fitur bentuk dapat mendeskripsikan berdasarkan batas (*boundary-based*) dan berdasarkan daerah (*region-based*). Oleh karena itu, dibutuhkan metode ekstraksi fitur tekstur dan bentuk yang tepat agar dapat mencapai hasil akurasi yang tinggi pada proses klasifikasi.

Salah satu metode ekstraksi fitur tekstur yang baik adalah *Local Binary Pattern* (LBP). LBP adalah metode yang sederhana namun cukup efisien dalam merepresentasikan fitur tekstur (Ojala, 2002). LBP didefinisikan sebagai ukuran *gray-scale* invarian, tidak terpengaruh pada pencahayaan yang tidak merata pada sebuah citra, karena LBP mendeskripsikan tekstur secara lokal. Selain itu, LBP hanya terdiri dari beberapa piksel tetangga dengan operasi yang tidak rumit. Variasi dari LBP ada beberapa macam yakni LBP *rotation invariant* (LBPri) diusulkan oleh (Pietikäinen, 2000) untuk memperbaiki kinerja dari LBP yang diaplikasikan pada dataset Brodatz. (Guo, 2010) mengusulkan *Completed Local Binary Pattern* (CLBP) yang digunakan pada dataset Outex dan dataset CuRET, hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa CLBP dapat meningkatkan nilai rata-rata akurasi 66,7% dibandingkan dengan LBP. Perbaikan CLBP yakni *Completed Robust Local Binary* (CRLBP) yang digunakan oleh Zhao (Zhao, 2013). Pada CRLBP, nilai intensitas piksel pusat diganti dengan nilai rata-rata intensitas *gray-level* lokal dan penelitian yang dilakukan menggunakan dataset Outex, dataset CuRET, dan dataset UIUC menunjukkan bahwa CRLBP meningkatkan nilai rata-rata akurasi sebesar 2,5% dari metode CLBP. Salah satu pengembangan terbaru dari metode LBP yakni *Power LBP* (PLBP), yang merupakan metode untuk mengekstraksi fitur tekstur pada sebuah citra. PLBP dikenalkan pada penelitian untuk mendeteksi senyum pada wajah yang gunanya untuk meningkatkan kinerja operator LBP dengan cara mendefinisikan skema perhitungan baru berdasarkan perbedaan intensitas mutlak (Smolka, 2015).

*Power LBP* telah digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur citra dengan tiga macam *classifier* yang berbeda (Smolka, 2015). Hasil dari masing-masing *classifier* menunjukkan nilai akurasi yang cukup baik. Pada *classifier KNN* nilai akurasi PLBP sebesar 84.92% dan nilai LBP sebesar 83,93% untuk dataset citra *All*.

Selanjutnya untuk *classifier SVM* nilai akurasi PLBP sebesar 86.07% dan nilai LBP sebesar 83,61% untuk dataset *Utrecht*. Terakhir, dengan *classifier TM* nilai akurasi untuk PLBP sebesar 90.80% dan nilai LBP sebesar 87,73% untuk data citra *Cohn-Kanada*.

Dalam penelitian ini metode PBLP dipilih menjadi metode yang digunakan dalam mengekstraksi fitur tekstur dikarenakan adanya pengaruh dari pemberian “*power value ( $\gamma$ )*” yang memberikan pengaruh saat adanya perubahan pencahayaan dan *noise*, sehingga diharapkan mendapat hasil ekstraksi fitur yang optimal untuk proses klasifikasi.

Bentuk sebuah objek dapat direpresentasikan dalam dua kategori, yaitu berdasarkan *region* dan berdasarkan kontur. Metode yang digunakan pada representasi berbasis *region* adalah deskriptor *moment* pada penelitian yang dilakukan (Zen & Sun, 2010). Sedangkan representasi berbasis kontur melihat sebuah objek berdasarkan tepi dari bentuk objek tersebut. (Ghosh, 2013) melakukan penelitian pengenalan objek ikan berdasarkan bentuk. Deskriptor yang digunakan berbasis *region* yang diambil dari *moment invariant* dan digabungkan dengan berbasis kontur menggunakan *Simple Shape Descriptor (SSD)*. Metode ini cukup berhasil dalam mengenali objek secara visual yang memiliki perbedaan cukup signifikan. Tidak hanya SSD pada penelitian (Aakif, 2015) menggunakan metode *shape signature* dan *spectral descriptor*. *Shape signature* merupakan representasi lokal dari fitur bentuk dan sangat sensitive terhadap *noise*. Hal ini memerlukan perbaikan yang lebih baik salah satunya menggunakan *spectral transform* seperti *fourier descriptror* atau *wavelet transform*.

*Fourier Descriptor (FD)* adalah salah satu teknik yang cukup populer untuk analisis dan deskripsi bentuk. Pada penelitian (Zhang, 2002) sudah membuktikan adanya nilai akurasi yang lebih baik pada FD dibandingkan dengan pendekatan berbasis *region*. Penelitian berdasarkan deskriptor bentuk yang lain juga dilakukan oleh (Kadir, 2015) untuk klasifikasi citra daun menggunakan *Fourier Descriptor (FD)*, hasil penelitian ini menunjukkan nilai akurasi klasifikasi sebesar 88%. Oleh karena itu pada penelitian ini metode FD dipilih menjadi metode yang digunakan dalam mengekstraksi fitur bentuk dikarenakan beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan metode

tersebut dan mendapatkan nilai akursi yang cukup baik, sehingga diharapkan mendapat hasil ekstraksi fitur bentuk yang optimal untuk proses klasifikasi.

*Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu teknik klasifikasi data dengan proses pelatihan (*supervised learning*). SVM dipilih karena kelebihanannya dalam hal generalisasi. Salah satu ciri dari metode klasifikasi SVM adalah menemukan *hyperplane* terbaik sehingga diperoleh ukuran margin yang maksimal. Margin adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan titik terdekat dari masing-masing kelas. Titik yang paling dekat ini disebut dengan *support vector*. Dengan pembelajaran terarah ini akan diperoleh fungsi yang menggambarkan bentuk ketergantungan input dan outputnya. Selanjutnya, diharapkan fungsi yang diperoleh mempunyai kemampuan generalisasi yang baik, dalam arti bahwa fungsi tersebut dapat digunakan untuk data input di luar data pembelajaran.

Dalam penelitian (Smolka, 2015) dalam hal pendeteksian senyum pada wajah manusia, mencoba membandingkan hasil klasifikasi dengan beberapa *classifier* yang berbeda yakni KNN, SVM dan TM. Untuk *classifier* KNN rata-rata hasil klasifikasi yaitu 82,50; 91,53%; 72,78% untuk masing-masing data citra. Pada *classifier* SVM rata-rata hasil klasifikasi yang diperoleh yaitu 87,11%; 94,96%; 81,47% untuk masing-masing data citra dan yang terakhir *classifier* TM rata-rata hasil klasifikasi yang diperoleh yaitu 77,03%; 89,93%; 66,39%. Dapat dilihat nilai rata-rata hasil klasifikasi dengan menggunakan SVM mendapatkan nilai rata-rata klasifikasi yang lebih baik daripada *classifier* pembandingnya.

Beberapa penelitian yang sebelumnya telah dilakukan, untuk mendapatkan hasil sebuah klasifikasi dari berbagai macam objek. Penelitian yang dilakukan (Pasrun, 2014) dalam dataset *papsmear* yang menggabungkan fitur bentuk dan tekstur yang *invariant* terhadap rotasi didapatkan nilai performa akurasi 92,44%. Dalam penelitian tersebut ekstraksi fitur bentuk menggunakan metode *Local Binary Pattern Histogram Fourier* (LBP-HF) dan ekstraksi fitur bentuk diperoleh melalui perhitungan deskriptor bentuk *regional* sederhana yaitu perhitungan area dan beberapa perimeter. Penelitian lain yang dilakukan (Muhammad, 2014) mengenai klasifikasi usia buah yang menggunakan deskripsi tekstur dan fitur ukuran bentuk mendapatkan nilai akurasi yang

tinggi yakni 98,1%. Pada penelitian ini ekstraksi fitur bentuk menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan untuk mendapatkan fitur ukuran bentuk menggunakan perhitungan parameter *major* dan *minor axis length*, area, dan *ellipse eccentricity*. Berdasarkan contoh beberapa penelitian diatas didapatkan hasil nilai akurasi yang cukup baik apabila fitur bentuk dan fitur tekstur digunakan untuk proses klasifikasi.

Berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan belum ditemukan penelitian untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra kerang. Pada penelitian ini mengusulkan kombinasi fitur tekstur dan fitur bentuk dalam klasifikasi citra kerang. Untuk mengekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Power LBP*, untuk mengekstraksi fitur bentuk menggunakan *fourier descriptor* dan SVM digunakan sebagai *classifiernya*. Diharapkan kombinasi fitur tekstur dan bentuk tersebut bisa memberikan akurasi yang baik pada klasifikasi citra kerang.

## 1.2 Rumusan Masalah

Pada penelitian ini, masalah yang akan diselesaikan sebagai berikut :

1. Bagaimana cara mengekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *PowerLBP*?
2. Bagaimana cara mengekstraksi fitur bentuk menggunakan metode *Fourier Descriptor* ?
3. Bagaimana mengkombinasikan antara fitur tekstur dan fitur bentuk serta bagaimana mencari bobot yang sesuai untuk mendapatkan akurasi dan hasil klasifikasi yang baik ?
4. Bagaimana membangun sistem klasifikasi menggunakan *SVM* ?



### 1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dataset citra diambil secara pribadi, sebanyak 20 data citra untuk masing-masing jenis kerang: kerang darah, kerang pasir, dan kerang bulu. Ukuran data citra 300x225.
2. Data citra input yang digunakan dalam ruang warna *graylevel*.
3. Implementasi menggunakan perangkat lunak MATLAB R2013a

### 1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan kombinasi fitur tekstur berbasis *Power LBP* dan fitur bentuk berbasis *Fourier Descriptor* dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* sebagai *classifiernya*.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan pengelolaan hasil laut terutama pada hasil laut jenis kerang agar dapat terkelola dengan baik.

### 1.6 Kontribusi Penelitian

Kontribusi dalam penelitian ini adalah mengkombinasikan fitur tekstur berbasis *Power LBP* dan fitur bentuk berbasis *Fourier Descriptor* untuk klasifikasi citra kerang. Kombinasi ini bertujuan menghasilkan representasi fitur terbaik dan diharapkan meningkatkan akurasi hasil klasifikasi.

## 1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan secara garis besar dapat dijabarkan sebagai berikut.

### BAB 1 Pendahuluan

Menguraikan tentang latar belakang permasalahan dalam penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, kontribusi penelitian, dan sistematika penulisan.

### BAB 2 Kajian Pustaka dan Dasar Teori

Melakukan pengkajian terhadap teori-teori yang berhubungan dengan penelitian dengan tujuan memberikan penjelasan-penjelasan yang bisa membantu pembaca memahami dan mendalami teori yang terkait penelitian. Teori yang dibahas yaitu mengenai kerang, dataset kerang, *local binary pattern*, *power local binary pattern*, deskriptor bentuk dan *support vector machine*.

### BAB 3 Metodologi Penelitian

Menguraikan tentang tahapan penelitian yaitu, pengumpulan data, identifikasi masalah, perumusan masalah, *study literature*, analisa penyelesaian masalah, pengujian penelitian.

### BAB 4 Hasil dan Pembahasan

Bab ini berisi penjelasan dan penjabaran mengenai hasil yang diperoleh dari penelitian yang berupa analisa terhadap pengetahuan yang dihasilkan dari penggunaan metode yang diajukan.

### BAB 5 Kesimpulan dan Saran

Bab ini berisikan kesimpulan hasil penelitian, serta saran-saran yang dapat diajukan untuk penelitian selanjutnya.

## BAB 2

### KAJIAN PUSTAKA

Bab ini berisi pembahasan tentang kajian pustaka dan dasar-dasar teori yang digunakan dalam membangun sistem klasifikasi citra kerang. Dasar teori dan kajian pustaka yang dibahas pada bab ini terdiri atas lima subbab. Subbab yang pertama berisi penjelasan tentang kerang, subbab kedua berisi tentang data set kerang, subbab ketiga berisi penjelasan tentang *Local Binary Pattern*, subbab keempat berisi penjelasan tentang *power LBP*, subbab kelima berisi penjelasan tentang deskriptor bentuk, dan subbab keenam berisi penjelasan tentang *Support Machine Vector*.

#### 2.1 Kerang

Kerang merupakan jenis *invertebrate*, yaitu hewan bertubuh lunak (*Mollusca*) kelas *Bivalvia* yang dagingnya tersembunyi di balik sepasang cangkangnya yang keras. Secara umum bagian tubuh kerang dibagi menjadi lima, yaitu (1) kaki (*foot byssus*), (2) kepala (*head*), (3) bagian alat pencernaan dan reproduksi (*visceral mass*), (4) selaput (*mantle*), dan (5) cangkang (*shell*) (Hudaya, 2010). Kerang dapat hidup di laut dan di dataran pasir pantai. Tubuhnya memiliki sifon untuk memasukkan air, sehingga plankton dalam air ikut masuk. Plankton merupakan sumber makanan utama bagi kerang. Bentuk tubuh kerang simetris dan memiliki ukuran cangkang yang seimbang di tiap sisinya. Keberadaan kerang dapat ditemukan di setiap pantai hampir di seluruh dunia. Saat ini di dunia diperkirakan terdapat 200 spesies, walau tidak semua jenis kerang layak dikonsumsi.

Kerang merupakan sumber protein hewani yang lengkap. Mengandung semua jenis asam amino esensial yang dibutuhkan tubuh. Asam amino esensial adalah asam amino yang tidak dapat dibuat di dalam tubuh, sehingga mutlak harus berasal dari makanan. Yang termasuk dalam kelompok asam amino esensial adalah: *isoleusin*, *leusin*, *lisin*, *metionin*, *fenilalanin*, *treonin*, *triptofan*, dan *valin*.

## 2.2 Dataset Kerang

Dari penjelasan tentang kerang diatas, untuk dataset yang digunakan dalam penelitian ini mengambil jenis kerang yang umumnya dikonsumsi dan sering dijumpai disekitar pesisir pantai Laut Jawa . Berikut ini adalah beberapa jenis kerang yang ada dan digunakan sebagai dataset, diantaranya :

### 1. Kerang Darah

*Anadara Granosa* sering disebut sebagai kerang darah karena adanya warna merah kecoklatan dari daging *Anadara*. Warna ini terjadi karena adanya *haemoglobin* dalam darah. Kerang darah adalah salah satu jenis kerang yang memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan pada umumnya sebagai sumber makanan laut di wilayah Asia Tenggara (Setyo Adi Prasajo, 2012). Budidaya kerang darah sudah banyak dilakukan dan memiliki nilai ekonomi yang baik. disukai masyarakat.

Biasanya jenis kerang ini direbus, dikukus, digoreng atau dijadikan satai dan makanan kering ringan. Seperti dijadikan makanan sejenis kripik kerang yang biasanya menjadi buah tangan khas dari sebuah wilayah. Namun ada pula yang memakannya mentah. Kerang darah mempunyai rasa yang gurih karena mengandung lemak dan kadar protein yang tinggi.



Gambar 2.1 Kerang Darah (*Anadara Granosa*)

### 2. Kerang Pasir

Kerang pasir atau biasa disebut *anadara polii* mempunyai dua buah cangkang yang dapat membuka dan menutup dengan menggunakan otot

aduktor dalam tubuhnya. Cangkang pada bagian dorsal tebal dan bagian ventral tipis. Cangkang ini terdiri atas 3 lapisan, yaitu:

1. *Periostrakum* adalah lapisan terluar dari kitin yang berfungsi sebagai pelindung.
2. Lapisan *Prismatic* tersusun dari kristal-kristal kapur yang berbentuk prisma,
3. Lapisan Nakreas atau sering disebut lapisan induk mutiara, tersusun dari lapisan kalsit (karbonat) yang tipis dan paralel.

Puncak cangkang disebut umbo dan merupakan bagian cangkang yang paling tua. Garis-garis melingkar sekitar umbo menunjukkan pertumbuhan cangkang. Mantel pada pelecypoda berbentuk jaringan yang tipis dan lebar, menutup seluruh tubuh dan terletak di bawah cangkang.



Gambar 2.2 Kerang Pasir (*Anadara Polii*)

### 3. Kerang Bulu

Kerang bulu (*anadara antiquata*) merupakan salah satu spesies penting di Indonesia dan juga di Asia Tenggara. (Satrioajie, 2011) Kerang ini hidup berasosiasi dengan beberapa spesies kerang lainnya. Ciri khas dari kerang ini adalah mempunyai bentuk cangkang yang hampir membulat dengan ukuran panjang 3–4 cm dengan banyak bulu.

Kerang Bulu dapat tumbuh dengan baik pada zona perairan litoral dan sublitoral dengan tipe perairan yang tenang, terutama di teluk berpasir dan berlumpur sampai pada kedalaman 30 m tetapi yang biasa dijadikan tempat hidup adalah daerah litoral dimana daerah tersebut masih terkena pasang surut.

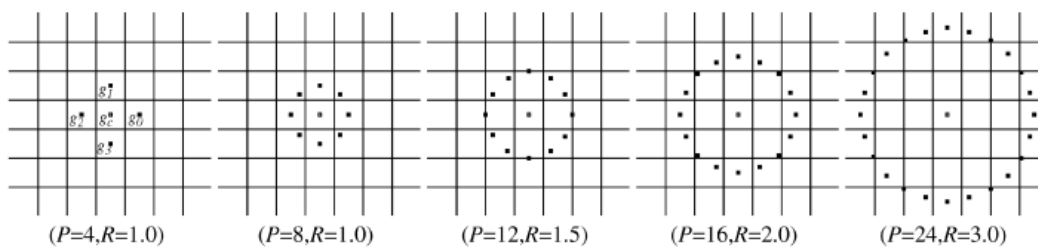


Gambar 2.3 Kerang Bulu (*anadara anquita*)

### 2.3 Local Binary Pattern

*Local Binary Pattern* (LBP) adalah metode analisis ciri tekstur yang menggunakan model statistika dan struktur. LBP menganalisis tekstur secara lokal pada domain spatial, dengan membandingkan intensitas piksel antara piksel pusat dengan piksel-piksel tetangganya pada radius tertentu. Sehingga informasi gradien yang dapat diperoleh untuk merepresentasikan tepi, titik, dan ciri lokal lainnya dari sebuah citra. Selanjutnya suatu histogram disusun untuk mengetahui distribusi nilai gradien. Dengan metode perhitungan sederhana tersebut, menjadikan LBP cukup handal pada citra yang memiliki perbedaan pencahayaan (Timo Ojala, 2002). Langkah-langkah LBP dalam mengekstraksi ciri adalah :

1. Pada setiap piksel, dihitung nilai LBP dengan membandingkan intensitas piksel antara intensitas piksel pusat dengan intensitas piksel-piksel tetangganya pada radius tertentu, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.4. Intensitas piksel pusat menjadi *thresholding* untuk menyusun nilai LBP di setiap piksel citra.



Gambar 2.4 Operator LBP ( Ojala, 2002)

2. Bila nilai intensitas piksel pusat lebih besar dibandingkan nilai intensitas piksel tetangganya maka nilai transformasi biner yang diberikan adalah satu. Sebaliknya, bila nilai intensitas piksel pusat lebih kecil dibandingkan nilai intensitas piksel tetangganya maka nilai transformasi biner yang diberikan adalah nol, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.5(b) dan perbandingan tranformasi nilai biner pada Gambar 2.5(c).

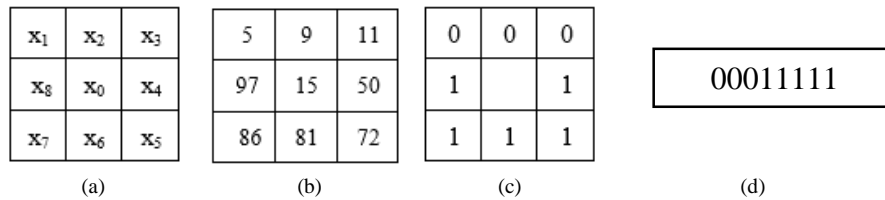
Secara matematika, perhitungan LBP dapat ditulis berdasarkan Persamaan (2.1).

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(I_{p,R} - I_c) 2^p \quad (2.1)$$

Dimana,

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

$P$  adalah jumlah banyaknya tetangga,  $R$  adalah radius antara titik pusat dan titik tetangga,  $LBP_{P,R}$  adalah nilai desimal hasil konversi nilai biner,  $I_c$  adalah nilai intensitas piksel pusat,  $I_{p,R}$  adalah nilai intensitas piksel tetangga ke- $p$  ( $p = 0, 1, \dots, P - 1$ ) dengan radius  $R$ . Sedangkan  $s(x)$  adalah fungsi *thresholding*.



Gambar 2.5 Ilustrasi Proses LBP.

(a)Notasi (b) Citra asli. (c) Hasil perbandingan dengan fungsi *thresholding*. (d) LBP code

## 2.4 Power Local Binnary Pattern

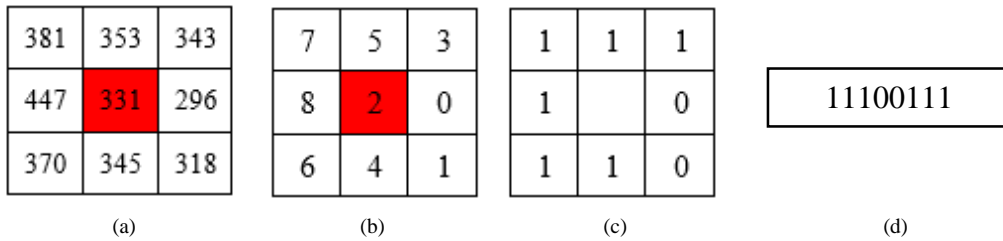
*Power Local Binary Pattern* (PLBP) merupakan perkembangan dari metode *Local Binary Pattern* (LBP), sehingga PLBP memiliki ide dasar yang sama dengan LBP dalam hal mengekstraksi ciri tekstur. Ide dasarnya yaitu tekstur digambarkan

secara lokal berdasarkan intensitas piksel pusat. PLBP menambah “power” atau yang disebut “*D values*”. Dalam perhitungan intensitas piksel seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.3) dari hasil tersebut, kemudian akan merubah nilai intensitas tiap pixel. *D values* merupakan nilai citra yang telah mendapatkan “power” pada PLBP. Untuk  $D_{x_i}$  adalah nilai satuan piksel yang akan hitung pada persamaan (2.3) dengan menentukan nilai  $\gamma = 1$ .

$$D_{x_i} = \sum_{k=0}^P |I(x_i) - I(x_k)|^\gamma, \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (2.3)$$

Dengan adanya penambahan perhitungan untuk mendapatkan nilai “power” pada PLBP hal yang dilakukan berikutnya adalah menentukan rangking pada nilai intensitas pixel yang sudah mengalami perubahan. Prosedur urutan perangkian pixel diperoleh dari perbedaan jumlah nilai absolute antar pixel yang telah didapatkan pada perhitungan persamaan (2.3). Setelah perangkian didapatkan, kemudian menentukan nilai PLBP, didasarkan pada nilai-nilai skala abu-abu dari intensitas pixel. Dimana pixel pusat yang telah melalui perangkian menjadi acuan untuk pemberian nilai 0 dan 1 pada ketetanggan disekitar pixel tersebut seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.4). Dan ilustrasi proses dari metode *powerLBP* dapat dilihat pada Gambar 2.6.

$$PLBP_{P,R}(x_0) = \sum_{k=1}^{P-1} s(Dx_k - Dx_0)2^P \quad (2.4)$$



Gambar 2.6 Ilustrasi Proses PLBP.

(a)  $D$  Values (b) Perangkingan. (c) Hasil perbandingan dengan fungsi *thresholding* (d) Power LBP



## 2.5 Deskriptor bentuk

Bentuk merupakan fitur *low-level* citra yang sangat penting karena erat kaitannya dengan sudut pandang manusia. Dalam memandang sebuah citra, manusia cenderung melihat dan mempersentasikan objek di dalamnya, sehingga identifikasi objek berdasarkan bentuk merupakan cara yang terbaik.

Bentuk direpresentasikan dalam 2 kategori, yaitu berdasarkan *region* dan berdasarkan kontur. Untuk representasi berdasarkan *region*, piksel yang berada di dalam area objek dihitung untuk memperoleh representasi bentuk. Metode yang sering digunakan adalah deskriptor *moment*. Representasi *moment* pada *region* merupakan fungsi *graylevel* citra yang dinormalisasi sebagai *probability density* dari variabel random 2D. *Moment* memiliki fitur yang bersifat global sehingga informasi mengenai representasi kontur masih kurang.

Representasi berdasarkan kontur hanya melihat informasi dari tepi bentuk. Metode representasinya dapat dikategorikan menjadi *global shape descriptor*, *shape signature* dan *spectral descriptor*. Deskriptor global seperti area, *circularity*, *eccentricity* dan *axis orientation* digunakan untuk membedakan bentuk dengan tingkat ketidaksamaan yang besar, yang biasanya digunakan untuk tujuan *filtering*. Representasi bentuk menggunakan *shape signature* membutuhkan komputasi yang tinggi pada proses perhitungan *similarity*. Representasi menggunakan *spectral descriptor* memerlukan pengolahan lebih lanjut menggunakan transformasi *spectral* seperti transformasi *fourier* dan *wavelet* yang diperoleh dari *shape signature*. Cara ini menjadi pilihan yang terbaik untuk kasus klasifikasi dengan bentuk objek yang mirip.

(Zhang & Lu, 2001) membandingkan 4 *Fourier Descriptor* dengan *shape signature* yang berbeda, yaitu, *centroid distance*, *complex coordinate*, *curvature function*, dan *cumulative angular function*. Pada pengujiannya, *centroid distance* memiliki performa yang lebih baik, sehingga pada penelitian ini akan menggunakan *centroid distance* sebagai *shape signature*.

Fungsi *centroid distance* merupakan jarak antara titik tepi dengan *centroid*. Koordinat *centroid* ( $x_c$ ,  $y_c$ ) diperoleh dengan menggunakan persamaan (2.5) dan (2.6).

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t) \quad (2.5)$$

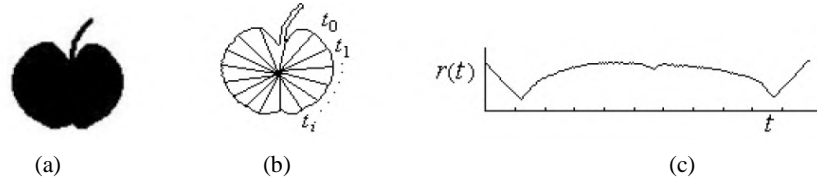
$$y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y(t) \quad (2.6)$$

Koordinat *centroid* ( $x_c, y_c$ ) diperoleh dari rata-rata semua koordinat piksel tepi ( $x(t), y(t)$ ).

Pada metode *centroid distance*, jarak antara titik tepi hingga *centroid* ( $x_c, y_c$ ) pada objek dirumuskan pada persamaan (2.7).

$$r(t) = ([x(t) - x_c]^2 + [y(t) - y_c]^2)^{1/2}, t = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.7)$$

Contoh fungsi *centroid distance* dari gambar apel ditunjukkan pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 (a) bentuk apel; (b) kontur apel; (c) fungsi *centroid distance*

FD sukses diaplikasikan untuk merepresentasikan suatu bentuk citra. FD diperoleh dari *fourier transform* dari *shape signature*. FD tidak hanya mengatasi kelemahan deskriptor *moment* dan deskriptor global untuk kemampuannya dalam membedakan, tetapi juga mengatasi *noise sensitivity* pada *shape signature*. Kelebihan lain pada FD adalah mudah dalam melakukan normalisasi (pencocokan) dan *compact*.

Pada perhitungan *fourier descriptor*,  $F(x,y)$  merupakan citra biner yang berukuran  $M \times N$ . Citra berisi objek tunggal. *Boundary tracing algorithm* digunakan untuk menghitung piksel tepi dari objek yang berisi informasi geometri dari kontur objek. Pada umumnya FD 1 dimensi diperoleh melalui Fourier Transform (FT) pada fungsi *shape signature* yang diperoleh dari koordinat piksel tepi ke- $t$  hingga seluruh piksel tepi sejumlah  $N$   $\{(x(t), y(t), t=0, 1, \dots, N-1)\}$ .

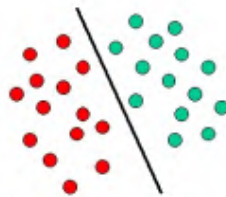
Sebelum mengaplikasikan FD pada *shape signature*, titik tepi harus diambil sampel dengan jumlah yang tetap. Umumnya setiap objek pada gambar yang berbeda memiliki jumlah titik tepi yang berbeda. Untuk keperluan klasifikasi, jumlah titik tepi yang diambil dari data *training* harus sama dengan data *testing*. Pengambilan sampling ini akan menormalisasi jumlah titik tetapi juga memberikan efek *smoothing* pada bentuk. Terdapat 3 metode normalisasi, yaitu (1) *equal points sampling*; (2) *equal angle sampling*; dan (3) *equal arclength sampling*.

## 2.6 Support Vector Machine

Dalam *machine learning*, *Support Vector Machine* (SVM) termasuk model pembelajaran terarah (*supervised learning*) yang dikaitkan dengan analisis data dan pengenalan pola, digunakan juga untuk klasifikasi dan analisis regresi. Teknik SVM digunakan untuk menemukan fungsi pemisah (*classifier*) optimal yang bisa memisahkan dua data set data dari dua kelas yang berbeda. Penggunaan teknik *machine learning* tersebut, karena performasinya yang meyakinkan dalam memprediksi kelas suatu data baru.

Salah satu contoh *classifier* atau bidang pemisah yang biasa disebut *hyperplane* ditunjukkan pada Gambar 2.8. Pada gambar tersebut ditunjukkan dua buah kelas yang dipisahkan dengan *linear hyperplane* sebagai bentuk yang paling sederhana pada SVM. Sebagai acuan, terdapat training set  $D$  yang dapat dinotasikan dengan pada persamaan (2.8).

$$D = \{(x_i, y_i) | x_i \in R^p, y_i \in \{-1, 1\}\} \quad (2.8)$$



Gambar 2.8 Dua buah kelas terpisah dengan *hyperplane*

(Statsoft.com)

*Hyperplane* yang ideal adalah *hyperplane* yang mempunyai margin yang maksimal dalam memisahkan kelas-kelas data. Sesuai dengan penerapan rumus perhitungan jarak antara titik dengan garis, maka jarak antara data terdekat dengan batas tengah *hyperplane* adalah  $\frac{1}{||w||}$ . Untuk memaksimalkan margin, maka nilai  $||w||$  harus diminimalkan. Peminimalisasian nilai  $||w||$  artinya harus menyelesaikan permasalahan *quadratic programming*. Permasalahan *quadratic programming* ini akan mencari titik minimal pada persamaan (2.9) dengan memperhatikan batasan pada persamaan (2.10).

$$f : \frac{1}{2} ||w||^2 \quad (2.9)$$

$$y_i (x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (2.10)$$

Terkadang dalam beberapa kasus terdapat beberapa data pelatihan yang *error* atau terpisah dari yang lain baik karena sifatnya maupun nilai dari datanya. Kasus seperti ini biasa disebut *non-separable case*. Kasus ini menyebabkan dua buah ruang masukan tidak dapat terpisahkan dengan sempurna sehingga pembentukan *decision boundary* dari kasus ini membutuhkan *soft margin*. *Soft margin* ini dapat menjadi toleransi data - data yang *error* tersebut sementara *margin* yang sebenarnya membentuk bidang/*plane* yang maksimum.

Pembentukan *decision boundary* akan membutuhkan *slack variable* ( $\xi$ ) yang memberikan perkiraan *error* dari *decision boundary* terhadap data yang dilatih. Sementara itu untuk data testing, bidang yang terbentuk akan sangat lebar sehingga dapat diperkirakan data testing yang tidak berhasil diklasifikasi. Oleh karena itu fungsi objektif harus dimodifikasi dengan parameter C dan k agar dapat memberi *penalty* dari nilai fungsi dengan *slack variable*.

Dalam aplikasi *soft margin*, persamaan (2.11) merupakan modifikasi dari persamaan (2.10) dengan memasukkan *slack variable*  $\xi_i$  ( $\xi_i > 0$ ) dan pada persamaan (2.12) adalah modifikasi dari persamaan (2.9) dengan cara yang sama. Parameter C dan

k biasanya ditentukan oleh pengguna dan kedua parameter ini mempresentasikan nilai *penalty* dari kesalahan klasifikasi terhadap data pelatihan.

$$y_i (x_i \cdot w + b) \geq -\xi, \forall_i \quad (2.11)$$

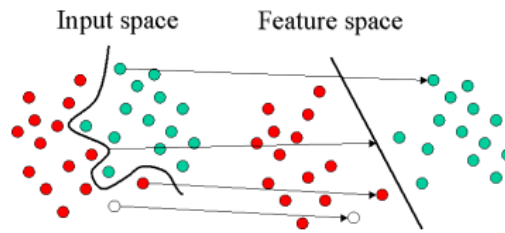
$$f : \frac{1}{2} ||w||^2 + C (\sum_{i=1}^N \xi_i)^2 \quad (2.12)$$

Pada dunia nyata, kasus *lineary separable* atau kasus data yang dapat dipisahkan secara linier seperti Gambar 2.8 jarang terjadi. Kasus yang terjadi pada umumnya bersifat nonlinier. Untuk menyelesaikan permasalahan nonlinier SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi *kernel*.

Dalam mengerjakan nonlinier SVM adalah mentransformasikan data dari ruang koordinat awal  $x$  menjadi ruang baru dengan fungsi  $\phi(x)$  sehingga membentuk sebuah barisan linier yang dapat digunakan untuk memisahkan data-data yang diinginkan. Hal ini diterapkan agar selanjutnya dapat dilakukan metode pencarian batas bidang seperti pada proses linier SVM sebelumnya. Hal ini sejalan dengan teori Cover yang menyatakan “Jika suatu transformasi bersifat non linier dan dimensi dari feature space cukup tinggi, maka data pada input space dapat dipetakan ke feature space yang baru, dimana pattern-pattern tersebut pada probabilitas tinggi dapat dipisahkan secara linier”.

Ilustrasi dari konsep ini dapat dilihat pada Gambar 2.9. Pada gambar tersebut diperlihatkan *input space* pada data kelas hijau dan data kelas merah tidak dapat dipisahkan secara linier. Selanjutnya bagian *feature space* menunjukkan fungsi  $\phi$  memetakan setiap data pada *input space* ke ruang *vector* baru yang berdimensi lebih tinggi, dimana kedua kelas dipisahkan secara linier oleh sebuah *hyperplane*. Pada persamaan (2.13) menunjukkan notasi matematika dari pemetaan ini.

$$\phi : R^d \rightarrow R^q, d < q \quad (2.13)$$



Gambar 2.9 Ilustrasi *hyperplane* pada nonlinier SVM  
(Statsoft.com)

Pemetaan ini dilakukan dengan menjaga topologi data, dalam artian dua data yang berjarak dekat pada *input space* akan berjarak dekat juga pada *feature space*. Sebaliknya dua data yang berjarak jauh pada *input space* akan juga berjarak jauh pada *feature space*.

Selanjutnya proses pembelajaran pada SVM dalam pemunculan titik *support vector*, hanya bergantung pada *dot product* dari data yang sudah ditransformasikan pada ruang baru yang berdimensi lebih tinggi yaitu  $\Phi(x_i) \cdot \Phi(y_i)$ . Karena umumnya transformasi  $\Phi$  ini tidak diketahui, dan sangat sulit untuk dipahami secara mudah, maka perhitungan *dot product* tersebut sesuai teori Mercer dapat digantikan dengan fungsi kernel  $(x_i, x_j)$  yang mendefinisikan secara implisit transformasi  $\Phi$ .

Fungsi pengganti transformasi tersebut kemudian lebih sering disebut dengan *kernel trick*. *Kernel trick* dapat disebut juga dengan metode untuk menghitung kesamaan dari ruang yang ditransformasikan menggunakan atribut set awal dan nilai *dot product* dari dat. Secara umum, *kernel trick* dinotasikan dengan persamaan (2.14).

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (2.14)$$

*Kernel trick* memberikan berbagai kemudahan dalam pembelajaran proses pembelajaran SVM karena untuk menentukan *support vector*, kita hanya perlu mengetahui fungsi kernel yang dipakai dan tidak perlu mengetahui wujud dari fungsi non linier  $\Phi$ . Beberapa jenis kernel yang sering dipakai ditunjukkan pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Kernel yang umum dipakai dalam SVM

Jenis Kernel	Formula
Linear	$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
Radial Basis Function (RBF) / Gaussian	$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Polynomial	$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^p$
Sigmoid	$K(x_i, x_j) = \tanh(\alpha x_i \cdot x_j + \beta)$

Selanjutnya hasil klasifikasi dari data  $x$  diperoleh dari persamaan (2.15), (2.16) dan (2.17). Variabel SV pada persamaan (2.15) dan persamaan (2.16) merupakan subset dari data training yang dipilih sebagai *support vector* atau  $x_i$  yang berkorespondensi pada  $\alpha_i \geq 0$ .

$$f(\phi(x)) = w \cdot \phi(x) + b \quad (2.15)$$

$$f(\phi(x)) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \phi(x) \cdot \phi(x_i) + b \quad (2.16)$$

$$f(\phi(x)) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \quad (2.17)$$

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*



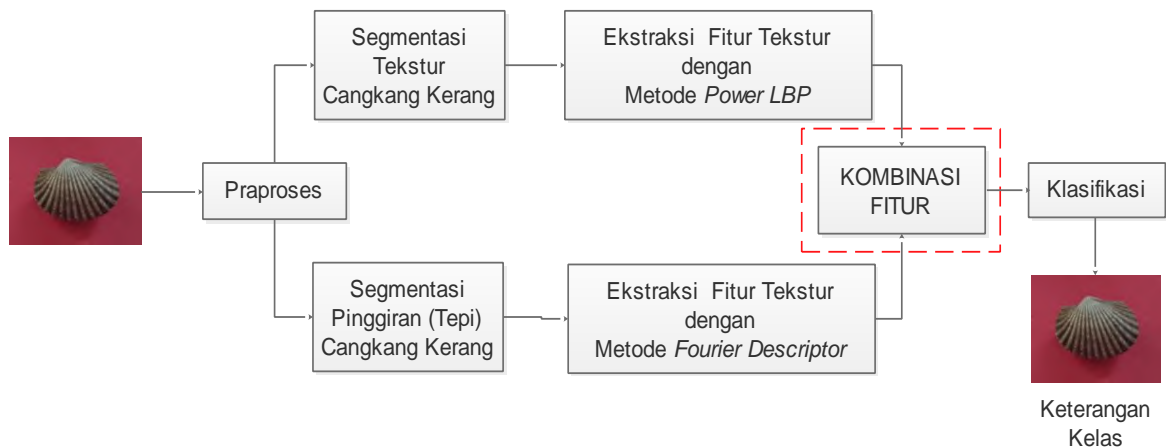
## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Analisis dan Perancangan Sistem

Tahapan analisis dalam penelitian ini meliputi perumusan masalah, penentuan batasan masalah beserta penyelesaiannya. Permasalahan yang akan diselesaikan adalah bagaimana cara mengekstraksi fitur tekstur dan fitur bentuk yang bisa dikombinasikan antara satu sama lain untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Setelah tahap analisis, kemudian dilakukan proses perancangan sistem klasifikasi citra kerang yang mengkombinasikan fitur tekstur dan fitur bentuk berdasarkan analisis sebelumnya.

Tujuan dilakukannya perancangan dalam sebuah sistem adalah agar sistem dapat diimplementasikan sesuai dengan tujuan penelitian. Rancangan sistem menjelaskan proses atau tahapan apa saja yang berlangsung pada sistem. Secara garis besar, rancangan sistem klasifikasi citra kerang yang diajukan dalam penelitian ini terdiri atas empat proses, setelah semua dataset terkumpul. Proses tersebut yakni, praproses, segmentasi, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada Gambar 3.1 menunjukkan rancangan sistem yang diajukan dalam penelitian ini.



Gambar 3.1 Diagram rancangan sistem secara umum

### 3.2 Deskripsi Dataset

Pada penelitian ini, *dataset* yang digunakan adalah *dataset* kerang yang diambil secara pribadi oleh penulis. Pengambilan citra kerang dilakukan pada pagi hari. Jenis kerang yang digunakan dalam penelitian ini ada 3, yaitu kerang darah, kerang pasir dan kerang bulu. Gambar 3.2 menunjukkan *dataset* kerang yang digunakan. Citra berukuran 300x225 piksel dengan format *JPEG*. Jumlah data yang digunakan untuk masing-masing jenis ikan ditunjukkan pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Jumlah dataset

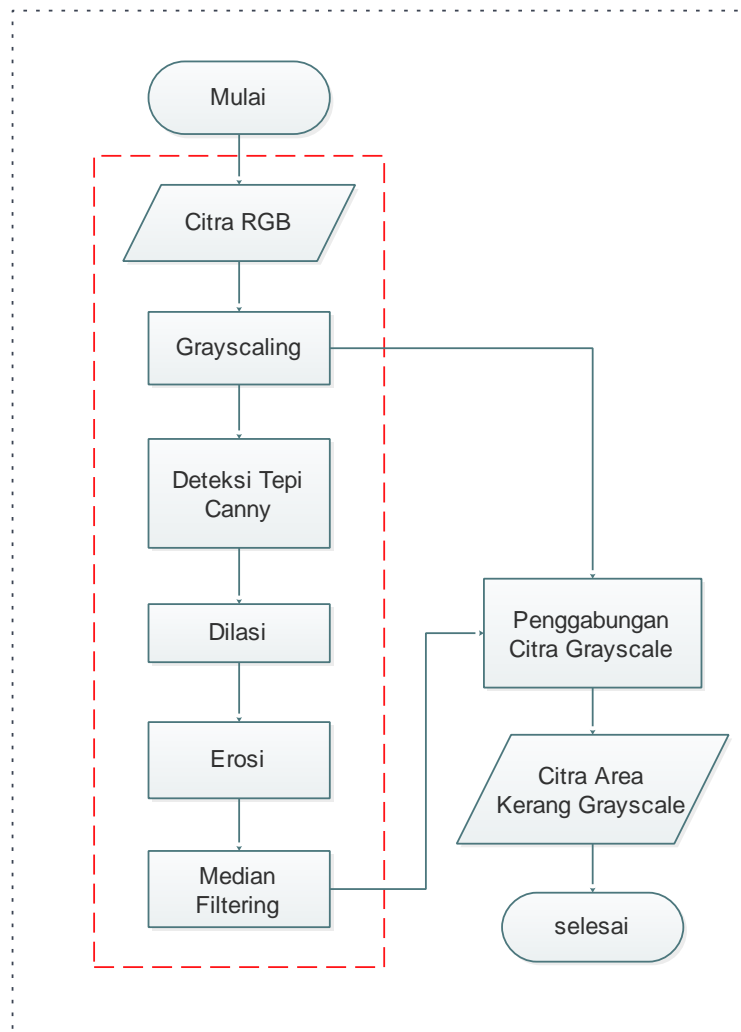
No	Jenis Kerang	Jumlah Data
1.	Kerang Darah	20
2.	Kerang Pasir	20
3.	Kerang Bulu	20
Total		60



Gambar 3.2 Contoh Dataset. (a) Kerang Darah (b) Kerang Bulu (c) Kerang Pasir

### 3.3 Praproses dan Segmentasi

Suatu citra, sebelum mengalami proses lebih lanjut perlu dilakukan tahap praproses (*preprocessing*) yaitu teknik yang digunakan untuk mempersiapkan suatu citra agar dapat menghasilkan keluaran yang diinginkan. Citra yang telah melalui tahapan *preprocessing*, kemudian akan melalui tahapan segmentasi, yakni pemisahan antara *foreground* dan objek. Pada Gambar 3.3 dapat dilihat tahapan praproses dan segmentasi untuk masing-masing fitur.



Gambar 3.3 Tahapan Praproses dan Segmentasi

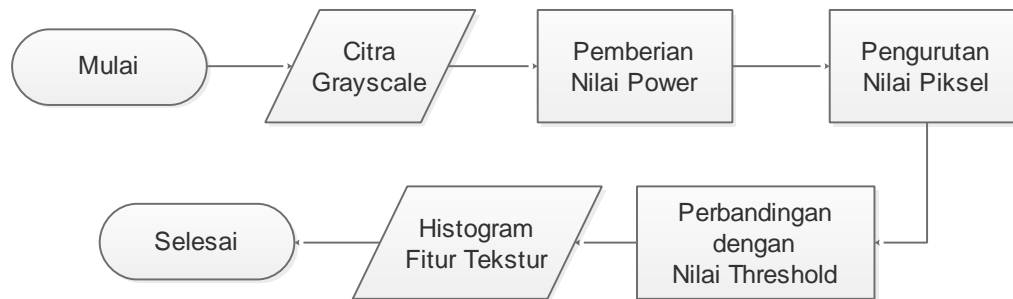
Pada penelitian ini citra asli melalui tahapan praproses yakni merubah citra asli dalam bentuk citra RGB, selanjutnya pemrosesan citra dilakukan dengan merubah

citra RGB menjadi citra *grayscale* dan kemudian dilakukan proses deteksi tepi *canny*, dilasi dan median filtering. Tahapan proses tersebut untuk mendapatkan bentuk tepi cangkang (citra biner) yang selanjutnya akan diproses pada saat ekstraksi fitur bentuk.

Untuk tahapan selanjutnya, citra *grayscale* melalui deteksi tepi *canny* yang digunakan untuk mendapatkan tepi dari objek. Proses dilasi dan erosi juga digunakan pada tahap ini, selanjutnya dilakukan proses skeleton yang digunakan untuk merepresentasikan bentuk citra biner dari objek kerang.

### 3.4 Ekstraksi Fitur Tekstur

*Power LBP* adalah metode yang digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur. Untuk mempermudah mengetahui bagaimana tahapan untuk mendapatkan fitur tekstur dapat ditunjukkan pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Ekstraksi Fitur Tekstur

Citra *grayscale* dengan objek yang sudah disegmentasi dijadikan input untuk proses ekstraksi fitur tekstur. Tahapan untuk mendapatkan fitur tekstur antara lain:

1. Pemberian Nilai “Power” atau *D values*

Pada proses ini citra mengalami perubahan nilai intensitas dari nilai citra asli menjadi nilai *D values* dengan menggunakan persamaan (2.4)

## 2. Perangkingan

Prosedur urutan perangkingan piksel diperoleh dari perbedaan jumlah nilai *absolute* antar piksel, dimana nilai intensitas piksel terkecil mendapat rangking ke-0 dan rangking seterusnya mengikuti jumlah ketetanggaan piksel.

## 3. Perbandingan dengan nilai *threshold*.

Prosedur pemberian nilai biner 0 dan 1 untuk *threshold* mengacu pada piksel pusat, bila urutan piksel tetangga lebih besar dari piksel pusat maka nilai yang diberikan adalah satu dan begitu sebaliknya.

## 4. Menentukan Nilai Histogram Fitur

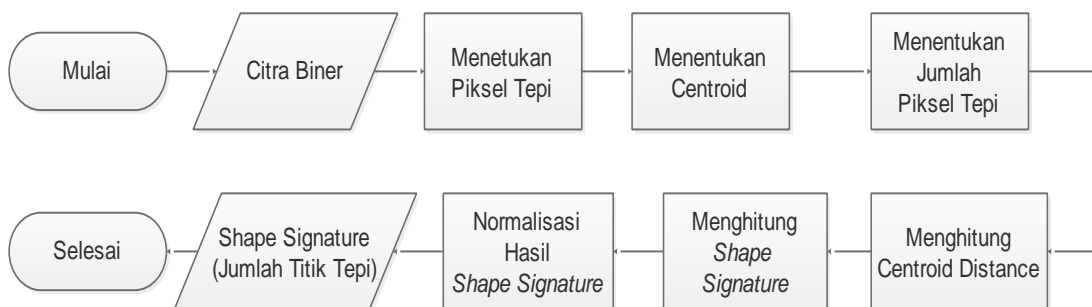
Untuk nilai histogram dapat dihitung secara matematika, histogram dapat didefinisikan dengan persamaan (3.1).

$$H_j = \sum_{x,y}^{L-1} I(x,y) = j, \quad j = 0, 1, \dots, n-1 \quad (3.1)$$

$H_j$  adalah nilai histogram pada intensitas ke- $j$ ,  $I(x,y)$  adalah nilai intensitas pada koordinat piksel  $(x,y)$ ,  $L$  adalah ukuran jumlah piksel pada suatu citra, dan  $n$  adalah nilai maksimal intensitas.

## 3.5 Ekstraksi Fitur Bentuk

*Fourier Descriptor* adalah metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur bentuk. Untuk mempermudah mengetahui bagaimana tahapan untuk mendapatkan fitur bentuk dapat ditunjukkan pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Ekstraksi Fitur Bentuk

Citra biner dengan objek yang sudah disegmentasi dijadikan input untuk proses ekstraksi deskriptor bentuk. Tahapan untuk mendapatkan deskriptor bentuk antara lain:

1. Menentukan piksel tepi

Pada proses ini menggunakan algoritma *boundary tracing*.

2. Menentukan *centroid*

Piksel *centroid* diperlukan untuk menghitung *centroid distance*. Koordinat x dan y titik *centroid* dapat dihitung dengan persamaan (2.5) dan (2.6) yang merupakan rata-rata dari koordinat titik tepi.

3. Menentukan jumlah titik tepi yang tepat

Proses klasifikasi memerlukan jumlah fitur yang tetap. Untuk citra yang berbeda akan menghasilkan segmentasi yang berbeda dengan jumlah titik tepi yang berbeda. Sehingga diperlukan penetapan jumlah titik tepi agar semua data *training* dan data *testing* memiliki dimensi yang sama. Penentuan titik tepi dilakukan dengan metode *equal arclength sampling* untuk menentukan jarak kandidat titik berikutnya yang menggunakan persamaan (3.2).

$$x' = \frac{P}{K} \quad (3.2)$$

Kandidat titik berikutnya  $x'$  diperoleh dari hasil perbandingan perimeter tepi bentuk P dengan jumlah titik yang ditentukan K.

4. Mengitung *centroid distance*

*Centroid distance* merupakan *shape signature* yang digunakan oleh FD di penelitian ini. Jarak dihitung dari titik *centroid* dengan titik tepi yang sudah ditentukan pada proses 3 menggunakan persamaan (2.7).

5. Menghitung *Shape Signature*

*Shape Signature* pada FD dihitung pada setiap jarak dengan menggunakan persamaan (3.3)

$$a_n = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} s(t) \exp\left(\frac{-j2\pi nt}{N}\right), n=0, 1, \dots, N-1 \quad (3.3)$$

*Magnitude* koefisien  $a_n$  ( $n=0, 1, \dots, N-1$ ) yang dinormalisasi oleh *magnitude* koefisien pertama digunakan sebagai *shape descriptor*.

#### 6. Menormalisasi *Shape Signature*

Koefisien pertama digunakan untuk menormalisasi semua koefisien yang dirumuskan pada persamaan (3.4).

$$s(n) = \left| \frac{a_n}{a_0} \right|, n = 0, \dots, N - 1 \quad (3.4)$$

*Magnitude* koefisien pertama  $a_0$  digunakan sebagai *shape descriptor* yang disebut *Fourier descriptor* dan nilai koefisien yang sudah dinormalisasi merupakan nilai fitur bentuk.

### 3.6 Kombinasi Fitur

Pada tahap ini dilakukan proses penggabungan atau kombinasi antara ekstraksi fitur tekstur dan fitur bentuk. Untuk ekstraksi fitur tekstur akan didapatkan nilai dari histogram fitur yang dihasilkan dan akan dilakukan pengujian dengan kuantisasi panjang histogram, sedangkan untuk ekstraksi fitur bentuk didapatkan nilai dari *shape signature* pada FD yang berupa jumlah titik tepi dan akan dilakukan pengujian dengan jumlah titik tepi yang berbeda-beda. Hasil dari kedua fitur tersebut akan dikombinasikan dan akan dilakukan analisa untuk melihat tingkat signifikansinya, dilakukan pula proses pembobotan untuk normalisasi.

### 3.7 Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi dilakukan dengan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)*. Meskipun pada awalnya *SVM* merupakan pengklasifikasi untuk dua kelas saja, dalam pengembangannya *SVM* tidak hanya melakukan klasifikasi untuk dua kelas saja melainkan lebih dari dua kelas (*multiclass*). Alasan menggunakan pengklasifikasi ini adalah karena kemampuan dalam generalisasi, implementasi yang relatif mudah, serta kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi (Nugroho dkk, 2003). Dalam tahap klasifikasi ada beberapa percobaan kernel yang dilakukan

yakni kernel *linear*, kernel *Radial Basis Function (RBF)/Gaussian* dan kernel *Polynomial*.

### 3.8 Uji Coba dan Evaluasi

Pengujian performa dari pengklasifikasi dilakukan dengan menerapkan metode *k-fold cross validation*. Pada penelitian ini, pengujian menggunakan klasifikasi citra kerang dilakukan dengan menggunakan nilai  $k=2$ . Semua *dataset* dibagi ke dalam 2 “*fold*” subset data. Satu subset digunakan sebagai data uji sedangkan subset lainnya digunakan sebagai data latih. Prosedur ini berulang untuk masing-masing subset. Untuk mendapatkan nilai akurasi ataupun ukuran penilainnya lainnya dari hasil pengujian yang dilakukan, maka diambil nilai rata-rata dari seluruh pengujian tersebut. Akurasi klasifikasi diperoleh menggunakan persamaan (3.5).

$$akurasi = \frac{Jumlah\ klasifikasi\ benar}{Jumlah\ dataset} \times 100\% \quad (3.5)$$

Adapun skenario uji coba pada penelitian ini adalah dengan membandingkan hasil klasifikasi kedalam beberapa macam kondisi uji coba, yaitu:

#### 1. Skenario Uji Coba ke -1

Pada uji coba ke-1 merupakan uji coba yang tujuannya mengetahui performa untuk fitur tunggal yakni fitur tekstur dari area tekstur cangkang kerang dengan menggunakan metode *power LBP*. Pada uji coba ini dilakukan pengujian dengan menggunakan panjang histogram yang berbeda untuk mengetahui panjang histogram yang optimal.

#### 2. Skenario Uji Coba ke -2

Pada uji coba ke-2 merupakan uji coba yang tujuannya mengetahui performa untuk fitur tunggal yakni fitur bentuk dari tepi cangkang kerang dengan menggunakan metode *fourier descriptor*. Pada uji coba ini dilakukan pengujian dengan menggunakan uji jumlah titik tepi yang berbeda untuk mendapat akurasi terbaik.



### 3. Skenario Uji Coba ke -3

Pada uji coba ke-3 merupakan uji coba dengan menggunakan usulan kombinasi fitur, yakni fitur tekstur dan fitur bentuk. Pada tahap ini dilakukan kombinasi perhitungan nilai histogram dari fitur tekstur menggunakan metode *power LBP* dan penentuan jumlah titik tepi dari fitur bentuk menggunakan metode *fourier descriptor*. Pada uji coba ini dilakukan pengujian yang tujuannya untuk mengetahui performa klasifikasi dari kombinasi fitur, yakni fitur tekstur dan fitur bentuk serta mengetahui bobot terbaik untuk klasifikasi tersebut.

## 3.9 Implementasi

Pada tahap ini, dilakukan implementasi terhadap desain yang telah dirancang sebelumnya. Implementasi dilakukan menggunakan perangkat lunak Matlab R2013a dengan memanfaatkan *library* yang sudah ada.

## 3.10 Analisis Hasil

Pada tahap ini dilakukan analisis dari hasil uji coba fitur tekstur dan uji coba fitur bentuk, serta hasil uji coba dari kombinasi fitur tekstur dan fitur bentuk. Diharapkan dari analisis uji coba ini akan diperoleh hasil yang sesuai dengan tujuan penelitian.

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*

## **BAB 4**

### **PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini berisi penjelasan tentang pengujian dan pembahasan terkait penelitian yang telah diusulkan. Tahapan pengujian bertujuan untuk menguji metode yang diajukan. Implementasi dilakukan sesuai dengan yang dijelaskan pada bab sebelumnya. Untuk skenario pengujian disesuaikan dengan skenario yang telah dirancang pada sub bab 3.8. Berdasarkan dari hasil uji coba tersebut maka akan dilakukan proses analisis untuk mengetahui beberapa hal yang akan menjadi kesimpulan dari penelitian ini.

#### **4.1 Lingkungan Uji Coba**

Uji coba pada penelitian ini, spesifikasi dari perangkat keras yang digunakan dalam implementasi perangkat lunak terdiri atas prosesor berjenis Intel Core i3 2.20 G.Hz, memori berkapasitas 2.00 GB dan *harddisk* dengan kapasitas sebesar 500 GB. Sedangkan untuk spesifikasi perangkat lunak yang digunakan dalam implementasi perangkat lunak yakni Microsoft Excel dan Matlab R2013a.

#### **4.2 Data Uji Coba**

Pada penelitian ini *dataset* yang digunakan adalah citra RGB yang berukuran 300x225. Jumlah *dataset* yang digunakan sebagai data uji coba adalah sebanyak 60 citra kerang yang terdiri dari 3 kelas/spesies yang berbeda yaitu 20 citra kerang darah, 20 citra kerang pasir, dan 20 citra kerang bulu. Pengambilan *dataset* diambil secara pribadi oleh peneliti pada pagi hari dengan pencahayaan yang cukup baik. Kerang yang dijadikan dataset merupakan kerang konsumsi yang masih segar. Contoh *dataset* yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Keterangan Dataset

No	Kelas	Citra
1.	Kerang Darah	
2.	Kerang Pasir	
3.	Kerang Bulu	

### 4.3 Skenario Uji Coba

Pada penelitian ini dilakukan beberapa uji coba sesuai dengan rancangan yang telah ditentukan pada Bab 3. Uji coba ini bertujuan untuk membuktikan hipotesis bahwa ada keterkaitan antara ekstraksi fitur tekstur dan ekstraksi fitur bentuk yang di analisis pada kasus klasifikasi citra kerang. Performa yang diukur pada proses ekstraksi dan kombinasi fitur adalah akurasi klasifikasi. Semua percobaan dilakukan dengan menerapkan pengklasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* yang bersifat multi-kelas. Adapun fungsi kernel yang digunakan adalah beberapa kernel yang ada pada SVM yakni kernel *linear*, kernel *Radial Basis Function (RBF)/Gaussian* dan kernel *Polynomial*. Skenario pengujian yang akan dilakukan adalah sebagai berikut :

#### 1. Pengujian fitur tekstur

Pada skenario uji coba, proses ini dilakukan untuk pengujian klasifikasi citra kerang berdasarkan fitur tekstur dengan mengkuantisasi hasil histogram fitur tekstur yakni histogram 256 fitur, 128 fitur, 64 fitur dan 32 fitur. Hasil dari kuantisasi histogram dapat dilihat melalui nilai histogram fitur yang memiliki hasil akurasi klasifikasi yang paling baik.

## 2. Pengujian fitur bentuk

Pada skenario uji coba, proses ini dilakukan pengujian klasifikasi berdasarkan fitur bentuk dengan penentuan jumlah titik tepi yang berbeda-beda. Hasil dari fitur bentuk ini dilihat dari jumlah titik tepi yang memiliki nilai akurasi klasifikasi yang paling baik.

## 3. Kombinasi fitur

Pada skenario uji coba, proses ini dilakukan pengujian klasifikasi yang mengkombinasikan fitur tekstur dan fitur bentuk. Nilai  $\alpha$  dan  $\beta$  diberikan pada fitur tekstur dan fitur bentuk sehingga memperoleh fitur kombinasi seperti yang dirumuskan pada persamaan (4.1)

$$\text{Fitur Kombinasi} = \alpha [\text{fitur tekstur}] \beta [\text{fitur bentuk}] \quad (4.1)$$

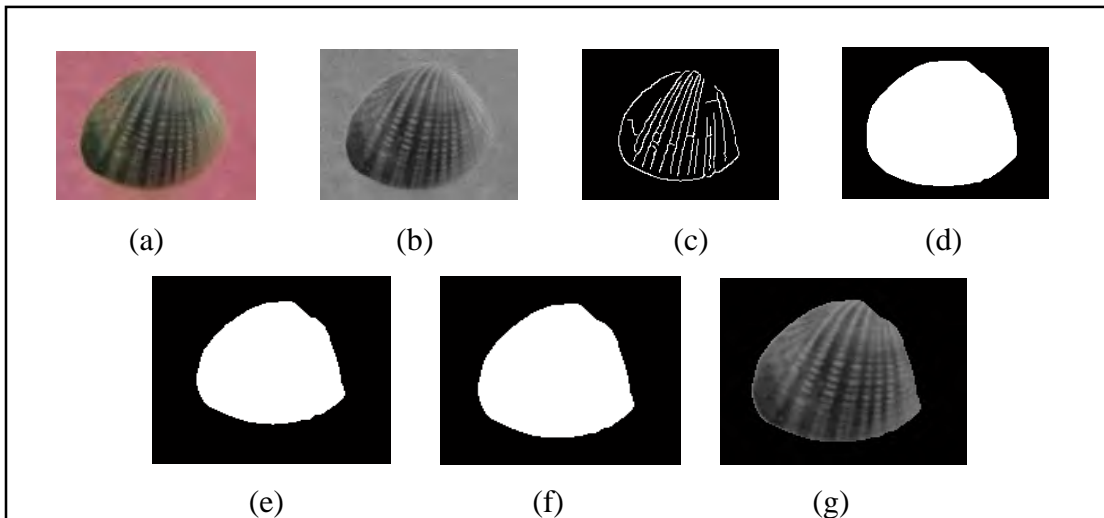
Uji coba yang akan dilakukan adalah melihat nilai akurasi klasifikasi apabila nilai kedua fitur dikombinasikan. Akurasi klasifikasi diperoleh dengan menggunakan persamaan (3.5).

## 4.4 Hasil Uji Coba

Pada sub bab ini akan ditunjukkan hasil uji coba yang sudah dilakukan dimulai dari proses input citra (*preprocessing*), ekstraksi fitur tekstur, ekstraksi fitur bentuk, dan kombinasi fitur.

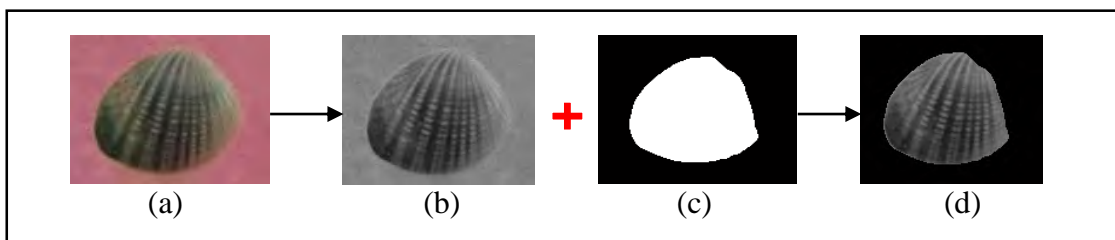
### 4.4.1 Praproses

Pada penelitian ini, terdapat beberapa tahapan yang dilakukan untuk memperoleh citra keluaran berupa tekstur dan bentuk kerang yang diharapkan. Pada Gambar 4.1 menunjukkan hasil dari tahapan praproses untuk memperoleh citra yang akan digunakan pada tahapan selanjutnya. Adapun contoh citra yang digunakan adalah salah satu citra kerang dari kelas kerang darah (*anadara granosa*).



Gambar 4.1 Tahap praproses citra. (a): citra asli; (b): citra grayscale; (c): citra biner; (d): citra hasil dilasi; (e): citra hasil erosi; (f) citra hasil median filtering; (g): hasil penggabungan citra grayscale

Pada Gambar 4.1 citra masukan berupa citra RGB yang berukuran 300 x 225 piksel (a). Citra ini dikonversikan ke citra *grayscale* dan biner (b dan c). Proses berikutnya citra di dilasi (d) yang bertujuan untuk mengisi area objek kerang, selanjutnya citra di erosi (e) yang bertujuan untuk memperbaiki hasil dilasi yang masih berlebihan. Citra berikutnya mengalami proses median filtering (f) untuk memperbaiki kontur tepi dan hasil akhir dari tahap praproses ini adalah terbentuknya satu citra biner dan satu citra *grayscale* yang akan menjadi masukan untuk tahap ekstraksi fitur bentuk dengan metode *fourier descriptor*.



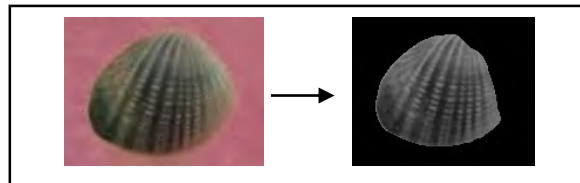
Gambar 4.2 Tahap praproses untuk mendapatkan citra tekstur cangkang kerang

Pada Gambar 4.2 merupakan tahapan praproses untuk memperoleh tekstur dari cangkang kerang. Awalnya dilakukan konversi dari citra RGB menjadi citra *grayscale* (b), dilanjutkan dengan penggabungan citra *grayscale* dan citra biner yang

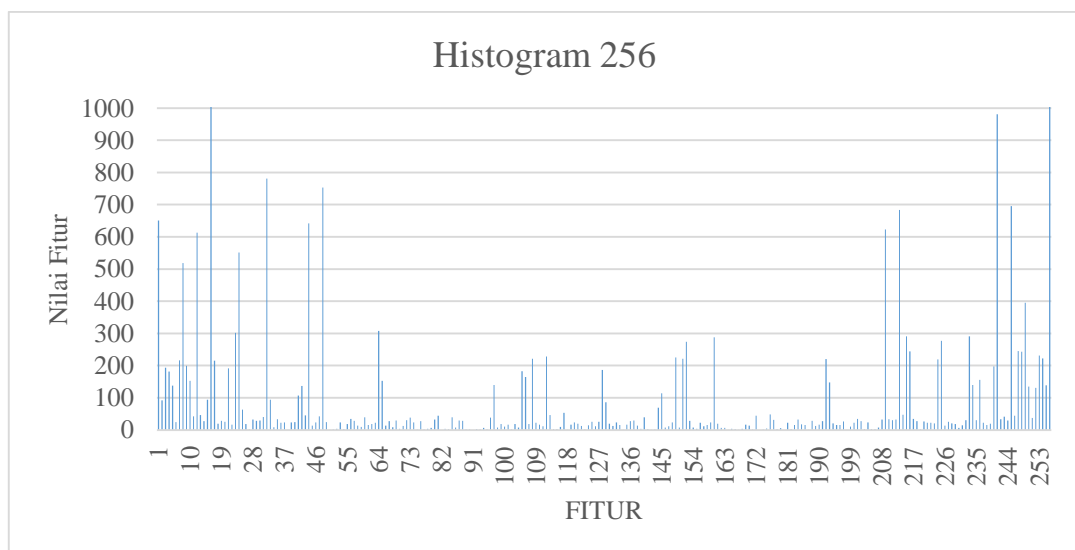
tesegmentasi untuk mendapatkan area objek kerang. Hasil akhir dari tahap praposes ini adalah terbentuknya citra keluaran yang akan menjadi citra masukan pada tahap ekstraksi fitur tekstur bentuk dengan metode *powerLBP*.

#### 4.4.2 Hasil Uji Coba Fitur Tekstur

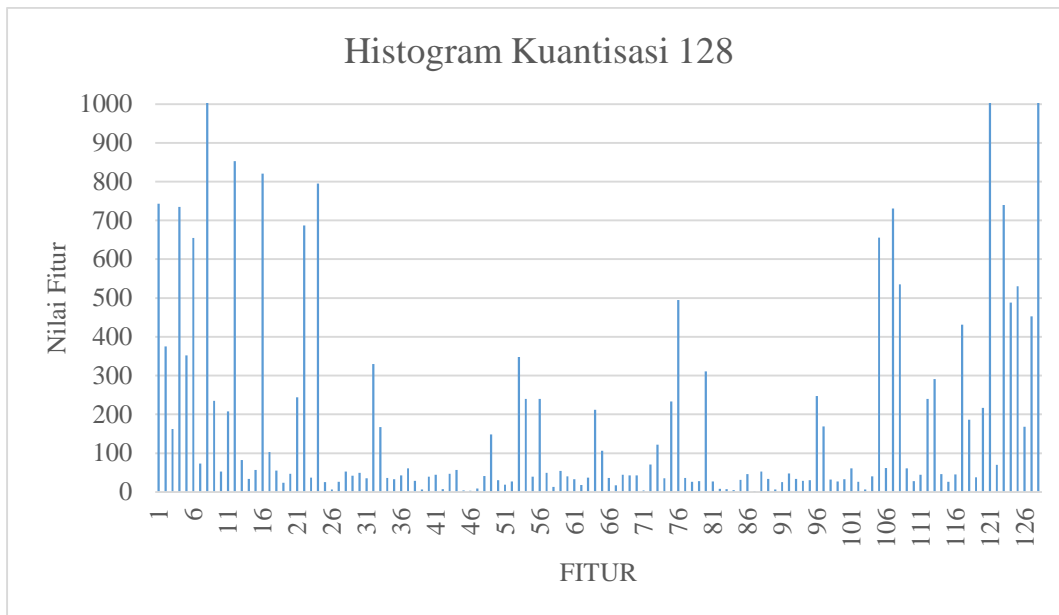
Uji coba pertama pada pengujian fitur tekstur dengan menggunakan metode *powerLBP* didapatkan nilai fitur tekstur berupa histogram fitur dengan panjang histogram 256 fitur. Pengujian kemudian dilakukan beberapa kali lagi dengan mengkuantisasi nilai histogram fitur yakni menjadi 128 fitur, 64 fitur, dan 32 fitur. Pada Gambar 4.4, Gambar 4.5, Gambar 4.7, dan Gambar 4.8 ditampilkan hasil histogram fitur tekstur dari contoh satu citra kerang. Citra yang digunakan untuk contoh histogram dapat dilihat pada Gambar 4.3. Dari masing-masing histogram fitur tersebut dapat dilihat nilai intensitas fitur yang berbeda-beda dan ini didapatkan pada saat dilakukannya pengujian.



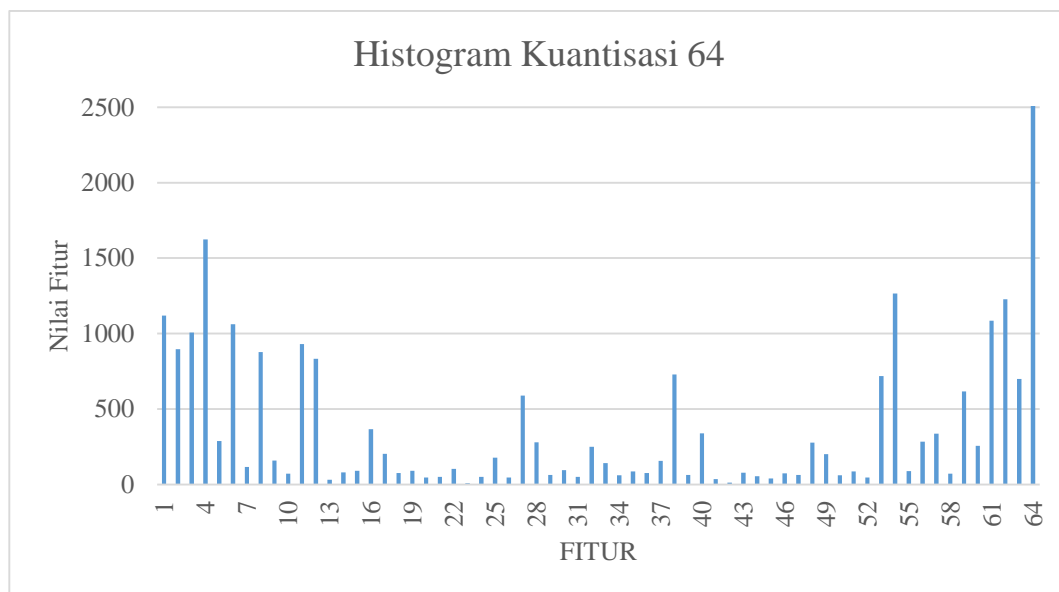
Gambar 4.3 Contoh Citra yang KD\_01 yang digunakan



Gambar 4.4 Tampilan Histogram 256 Fitur dari Citra KD\_01

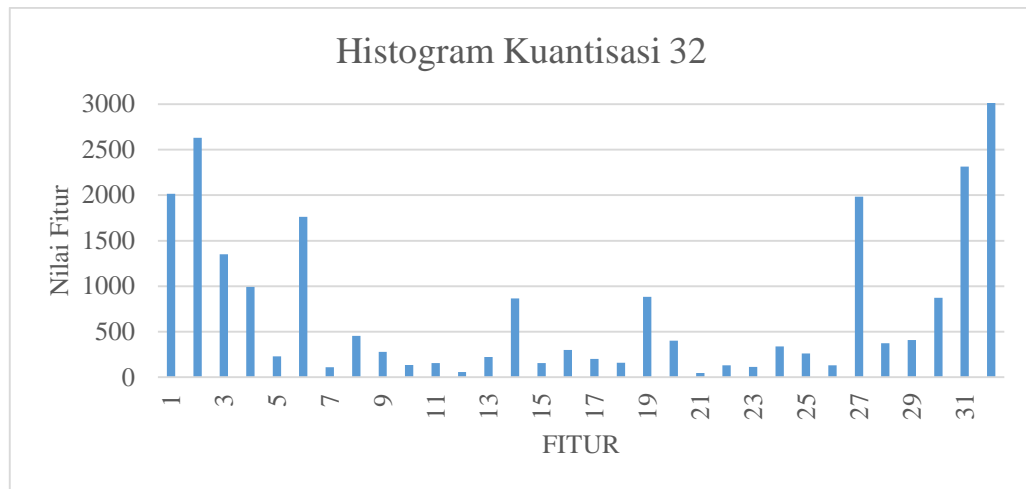


Gambar 4.5 Tampilan Histogram Kuantisasi 128 Fitur dari Citra KD\_01



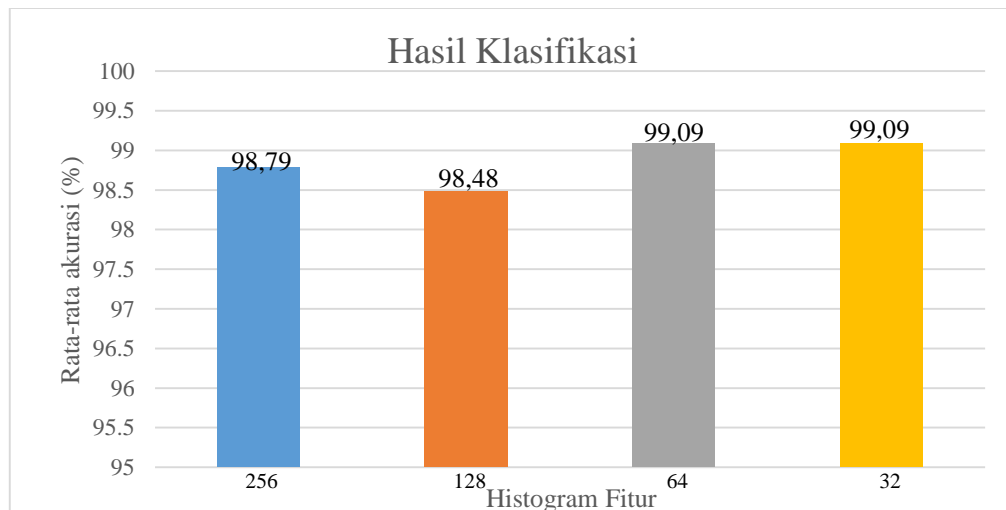
Gambar 4.6 Tampilan Histogram Kuantisasi 64 Fitur dari Citra KD\_01



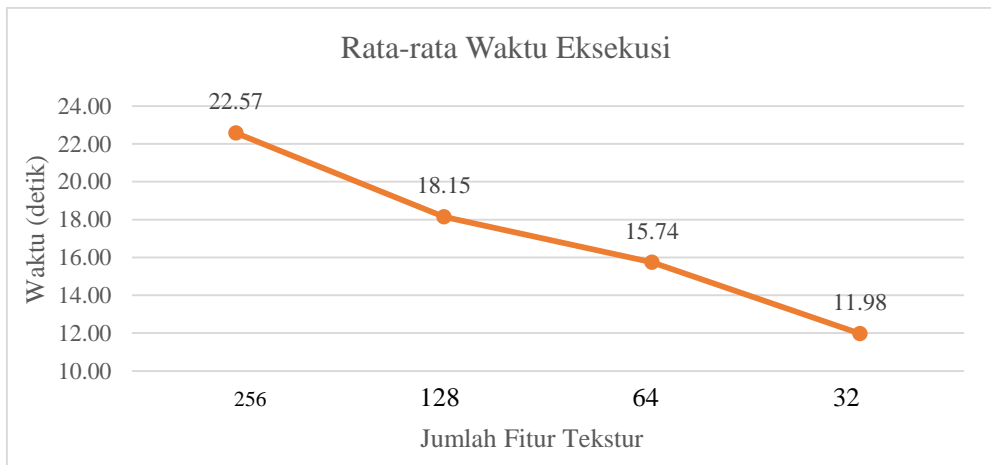


Gambar 4.7 Tampilan Histogram Kuantisasi 32 Fitur dari Citra KD\_01

Untuk pengujian hasil klasifikasi fitur tekstur dilakukan terhadap citra kerang pada dataset yang ada. Pengujian klasifikasi ini dengan perbandingan 50:50, yakni menggunakan setengah dari dataset sebanyak 30 citra sebagai data uji dan 30 citra sebagai data latih. Menggunakan *SVM cross validation 2-fold*. Dari hasil klasifikasi inilah diketahui nilai akurasi klasifikasi dari masing-masing histogram, mulai dari histogram fitur asli yang memiliki panjang 256 fitur dan yang mengalami kuantisasi histogram yakni 128 fitur, 64 fitur, dan 32 fitur dapat dilihat pada Gambar 4.8 sedangkan untuk waktu eksekusi untuk masing-masing fitur dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.8 Perbandingan Rata- Rata Akurasi Klasifikasi Fitur Tekstur

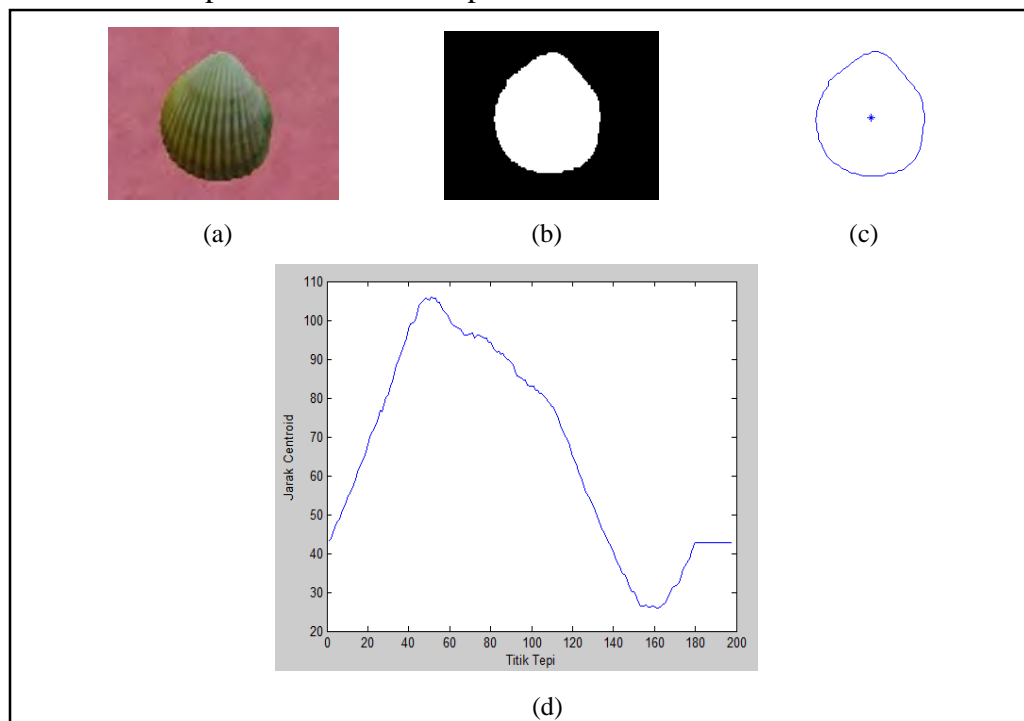


Gambar 4.9 Waktu Eksekusi Klasifikasi

#### 4.4.3 Hasil Uji Coba Fitur Bentuk

Uji coba kedua pada pengujian fitur bentuk dengan menggunakan metode *fourier descriptor*. Ekstraksi fitur bentuk pengujian awalnya dimulai dengan mengekstraksi titik –titik tepi dan menentukan titik centroid pada tiap citra yang ada.

Gambar 4.10 merupakan contoh titik tepi dan titik centroid.



Gambar 4.10 Citra Asli (a); Citra Biner (b); Penentuan Titik Centroid (c); Grafik Jarak Centroid (d)

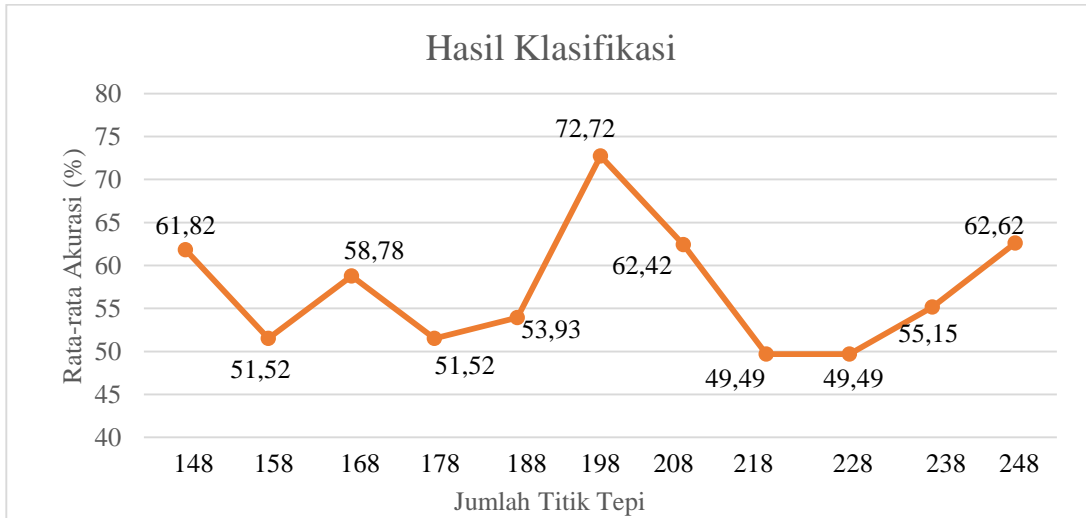
Jumlah titik – titik tepi yang diperoleh setiap citra berbeda-beda. Untuk memudahkan proses klasifikasi maka diperlukan jumlah titik tepi yang sama pada semua dataset. Uji coba yang pertama pada ekstraksi fitur bentuk, titik tepi yang digunakan sebanyak jumlah titik tepi terkecil dari dataset. Selanjutnya titik- titik inilah yang digunakan dalam menghitung jarak centroid. Koordinat pertama yang diambil adalah titik yang letaknya pada x dan y minimum. Titik-titik tepi berikutnya ditentukan menggunakan Persamaan (3.2) yang berjalan searah jarum jam. Jarak titik tepi dan titik *centroid* inilah yang akan dijadikan shape signature pada *Fourier Descriptor*.

Pengujian yang dilakukan kemudian dengan menggunakan jumlah titik tepi yang berbeda-beda untuk melihat titik tepi mana yang memiliki nilai paling optimal sehingga mendapatkan nilai akurasi hasil klasifikasi yang paling baik. Berdasarkan beberapa kali pengujian dengan menggunakan 100 titik tepi sampai dengan nilai titik tepi 500, dihasilkan sebanyak 32 titik tepi dengan nilai akurasi yang cukup baik yakni nilai akurasi klasifikasi diatas 60%. Dari hasil akurasi klasifikasi tersebut, jumlah titik tepi terbaik yang didapatkan adalah 198 titik tepi dengan nilai akurasi 72,72%. Dapat dilihat seperti yang tampak pada Tabel 4.2.

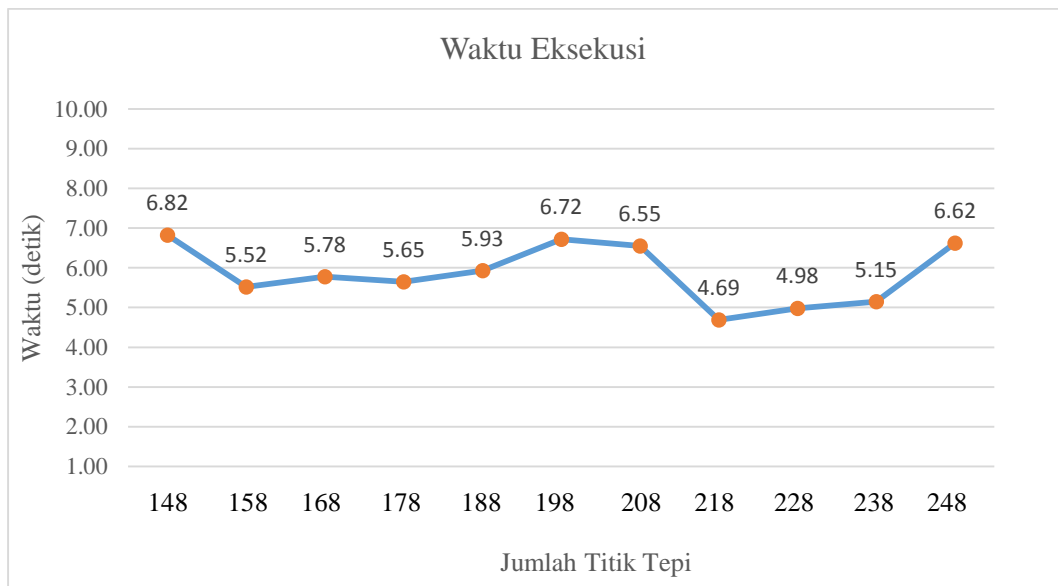
Tabel 4.2 Hasil Akurasi Klasifikasi untuk tiap Titik Tepi

No	Jumlah Titik Tepi yang digunakan	Akurasi (%)	No	Jumlah Titik Tepi yang digunakan	Akurasi (%)
1	148	61.81	17	212	66.06
2	153	61.21	18	215	60
3	163	61.81	19	217	64.24
4	164	62.42	20	229	61.21
5	187	60	21	240	62.42
6	193	60	22	248	62.42
7	195	62.42	23	253	60.60
8	196	61.21	24	254	61.21
9	198	72.72	25	264	60.60
10	200	63.63	26	277	62.42
11	202	60	27	278	62.42
12	207	62.42	28	282	60.60
13	208	62.42	29	283	60.60
14	209	60	30	299	63.63
15	210	60.60	31	308	62.42
16	211	61.81	32	477	60

Pada Gambar 4.11 merupakan gambaran grafik untuk penentuan jumlah titik tepi dengan nilai hasil akurasi klasifikasi yakni dengan rentang pemilihan 148 titik tepi sampai 248 titik tepi dan rata-rata waktu eksekusi dapat dilihat pada Gambar 4.12.



Gambar 4.11 Hasil Akurasi Klasifikasi Jumlah Titik Tepi 148:248



Gambar 4.12 Waktu Eksekusi Klasifikasi

#### 4.4.4 Hasil Uji Coba Kombinasi Fitur Tekstur dan Fitur Bentuk

Uji coba ketiga yang dilakukan adalah pengujian untuk membuktikan bahwa ada keterkaitan kombinasi antara fitur tekstur dari area cangkang kerang dan fitur bentuk dari area pinggiran (tepi) cangkang kerang. Fitur yang menjadi masukan dalam uji coba ini adalah kombinasi dari fitur tekstur dan fitur bentuk yang diperoleh dari uji coba pertama dan uji coba kedua. Pada uji coba kombinasi fitur, nilai histogram yang didapat dari ekstraksi fitur tekstur dengan nilai histogram 256 fitur, 128 fitur, 64 fitur, dan 32 fitur. Masing-masing dari nilai histogram tersebut dikombinasikan dengan uji coba pada ekstraksi fitur bentuk yang telah menetapkan jumlah titik tepi yang paling optimalnya adalah 198 titik tepi.

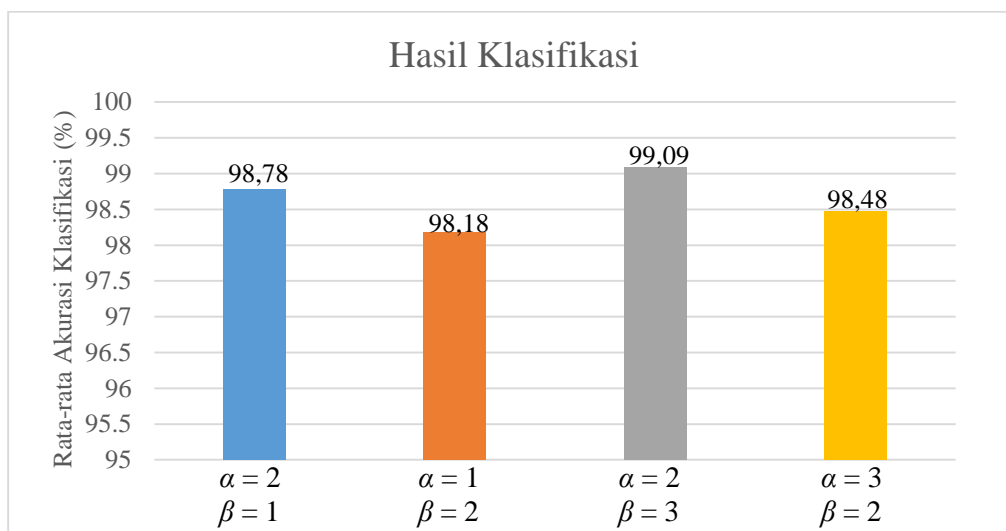
Sebelum proses kombinasi kedua fitur dilakukan, dilakukan proses normalisasi untuk salah satu fitur yang ada. Hasil nilai fitur bentuk mengalami perubahan *range* nilai antara 0-1, sedangkan nilai hasil fitur bentuk tidak mengalami normalisasi karena sudah dalam *range* nilai 0-1. Setelah kedua fitur memiliki range nilai yang sama kemudian proses kombinasi kedua fitur dilakukan. Uji coba kombinasi dilakukan dengan menentukan nilai bobot untuk masing-masing  $\alpha$  dan  $\beta$ . Ketika nilai bobot sudah diberikan untuk masing-masing fitur kemudian dilakukan proses klasifikasi.

Pada Tabel 4.3 dapat dilihat telah dilakukan 4 kali pengujian dengan menentukan nilai bobot  $\alpha$  dan  $\beta$  yang beragam dengan hasil akurasi klasifikasi masing-masing yang telah didapatkan.

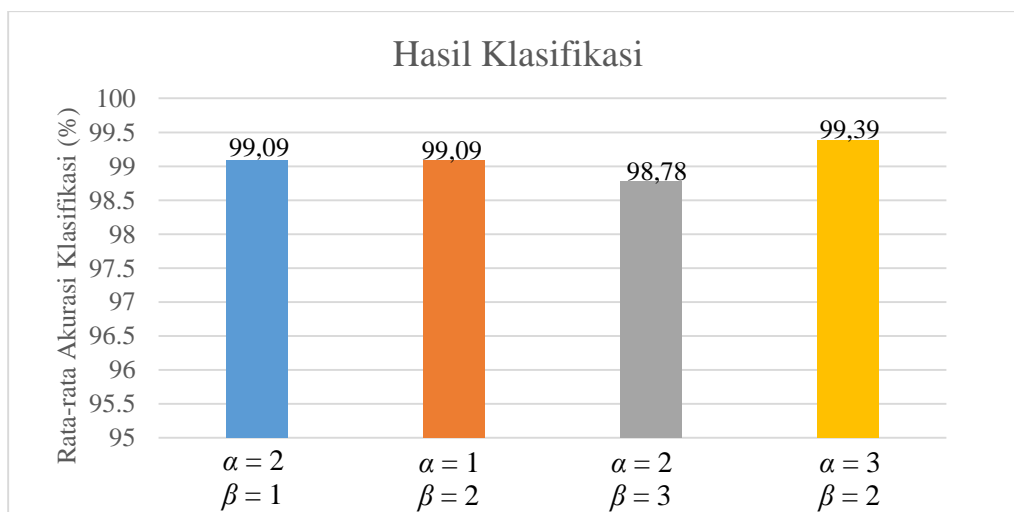
Tabel 4.3 Hasil Akurasi Uji Bobot Kombinasi Fitur

UJI BOBOT	Histogram Kuantisasi			
	256 Fitur	128 Fitur	64 Fitur	32 Fitur
$\alpha = 2$ $\beta = 1$	98,78%	99.09%	98.78%	96.36%
$\alpha = 1$ $\beta = 2$	98.18%	98.18%	98.48%	97.57%
$\alpha = 2$ $\beta = 3$	99.09%	98.78%	98.48%	98.48%
$\alpha = 3$ $\beta = 2$	98.48%	99.39%	98.18%	98.98%

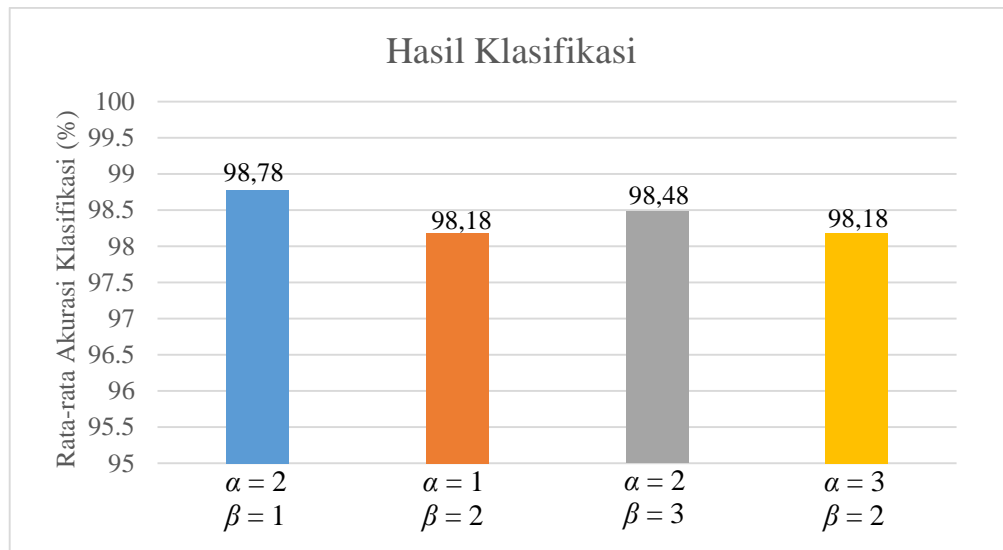
Hasil akurasi klasifikasi dari kombinasi fitur tekstur dan fitur bentuk dengan penentuan bobot untuk masing-masing fitur telah didapatkan. Dapat dilihat pada Gambar 4.13, Gambar 4.14, Gambar 4.15, dan Gambar 4.16 yang merupakan representasi hasil akurasi klasifikasi dengan panjang histogram fitur yang berbeda.



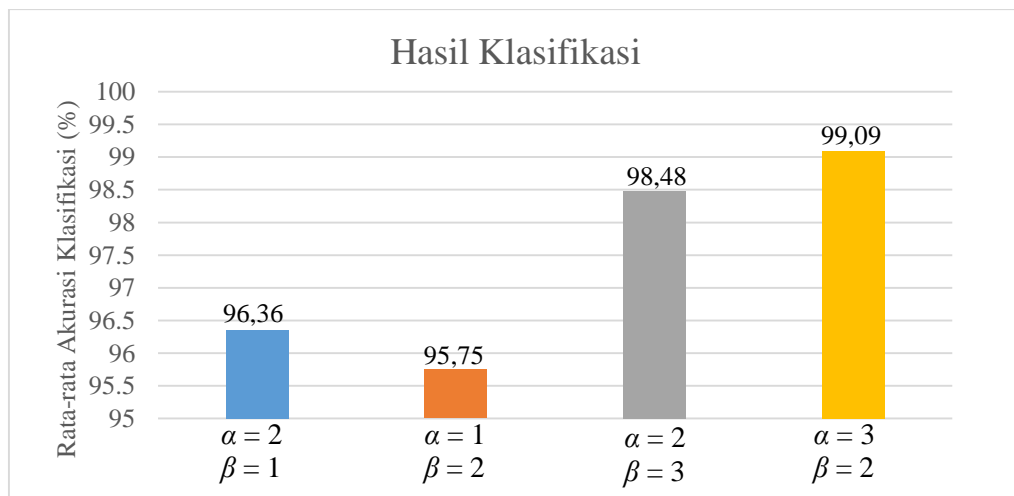
Gambar 4.13 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Histogram Fitur 256



Gambar 4.14 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Kuantisasi Histogram Fitur 128



Gambar 4.15 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Kuantisasi Histogram Fitur 64





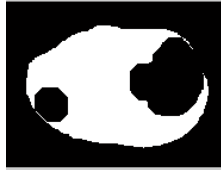
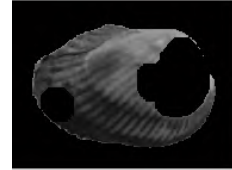



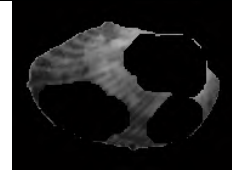






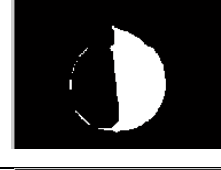









Gambar 4.16 Hasil Akurasi Klasifikasi dengan Kuantisasi Histogram Fitur 32

#### 4.5 Pembahasan Hasil Uji Coba

Tahap-tahapan praproses (*preprocessing*) yang sebelumnya telah dilakukan untuk mendapatkan hasil yang kemudian digunakan untuk proses ekstraksi fitur maupun proses klasifikasi. Ada beberapa citra yang dapat melalui tahapan praproses dengan baik sehingga hasil ekstraksi fitur dan hasil klasifikasi juga memperoleh hasil

yang baik. Adapula citra yang tidak dapat melalui tahapan praproses dengan baik sehingga hasil ekstraksi fitur dan hasil klasifikasi nya juga memperoleh nilai yang kurang baik, hal ini disebabkan ada proses *edge detection* pada beberapa citra yang hasilnya kurang maksimal. Contoh citra yang mengalami masalah misklasifikasi ada pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Contoh Citra yang Misklasifikasi

No	Citra Asli	Citra Biner	Citra Hasil Median Filtering	Citra Gabungan Grayscale
1				
2				
3				
4				
5				
6				

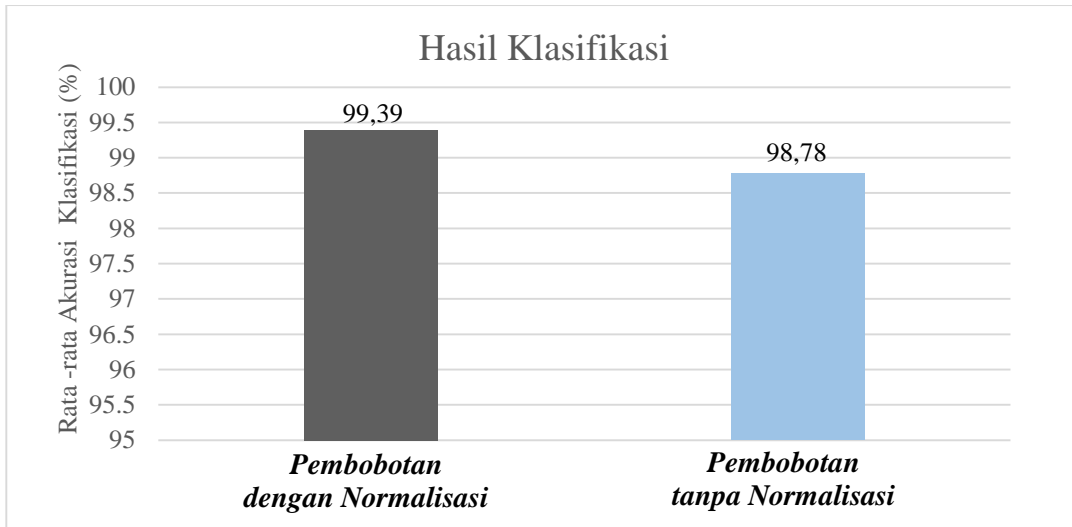


Hasil pengujian ekstraksi fitur tekstur dengan metode *powerLBP* menggunakan perbandingan 50:50 antara data uji dan data latih, dapat dilihat nilai akurasi klasifikasi dari setiap histogram fitur tekstur. Adapun nilai akurasi klasifikasi dengan histogram 256 fitur yaitu 98.79%, nilai akurasi klasifikasi dengan kuantisasi histogram 128 fitur yaitu 98.48%, sedangkan nilai akurasi klasifikasi dengan kuantisasi histogram 64 fitur dan 32 fitur yaitu 99.09%. Dari keempat nilai yang didapatkan menunjukkan bahwa nilai akurasi klasifikasi tertinggi dengan panjang kuantisasi histogram 64 fitur dan 32 fitur yaitu 99.09%. Pada Gambar 4.8 dapat dilihat perbandingan nilai akurasi dari setiap panjang fitur dan kuantisasinya. Hal ini terjadi karena proses kuantisasi histogram akan merubah nilai histogram yang akan berpengaruh pada nilai akurasi klasifikasi pada sebuah fitur.

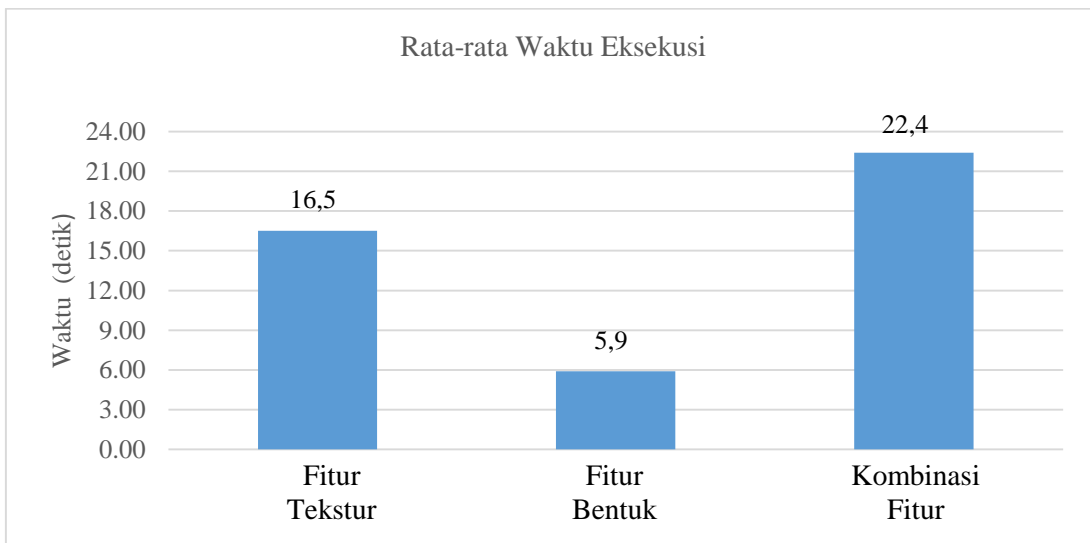
Selanjutnya hasil pengujian ekstraksi fitur bentuk dengan menentukan jumlah titik tepi yang berbeda-beda. Hasil pengujian klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa jumlah titik tepi sebanyak 198 memiliki akurasi klasifikasi yang paling tinggi yakni dengan nilai akurasi klasifikasi sebesar 72,72%, dibandingkan dengan jumlah titik tepi yang lainnya. Hal ini karena pemilihan titik tepi sebanyak 198 dapat merepresentasikan bentuk yang cukup optimal dan dengan titik tepi tersebut, tepi bentuk kerang menjadi halus dan dapat merepresentasikan bentuk aslinya. Semakin banyak jumlah titik tepi yang dipilih, maka bentuk akan semakin detail dan akibatnya terdapat nilai-nilai yang kurang penting dalam perhitungan jarak *centroid*. Apabila titik tepi yang dipilih terlalu sedikit dikhawatirkan tidak dapat merepresentasikan bentuk aslinya.

Pengujian kombinasi fitur tekstur dan fitur bentuk dilakukan dengan menentukan bobot untuk setiap fiturnya. Uji coba yang sudah dilakukan pada proses kombinasi fitur menunjukkan bahwa memberikan bobot yang lebih tinggi pada fitur tekstur, maka hasil akurasi yang didapatkan akan semakin baik, sedangkan apabila memberikan bobot yang lebih tinggi pada fitur bentuk, maka hasil klasifikasi yang didapatkan tidak menunjukkan hasil yang signifikan terkadang hasil klasifikasi menjadi baik bisa juga hasil klasifikasi menjadi menurun. Hal ini menunjukkan bahwa fitur tekstur lebih dominan terhadap objek kerang dibandingkan fitur bentuk.

Hasil akurasi klasifikasi yang paling baik dari Tabel 4.3 yaitu histogram kuantisasi 128 fitur dengan pemberian nilai  $\alpha$  dan  $\beta$  untuk pembobotan kombinasi  $\alpha = 3$  dan nilai  $\beta = 2$ . Nilai akurasi klasifikasi yang didapatkan adalah 99,39% dibandingkan dengan histogram kuantisasi 128 fitur dengan pemberian bobot pada nilai  $\alpha$  dan  $\beta$  yang sama akan tetapi tanpa dilakukan normalisasi dapat dilihat pada Gambar 4.15 dan untuk waktu rata-rata waktu eksekusi dapat dilihat pada Gambar 4.16.




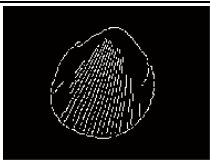
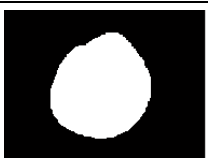
















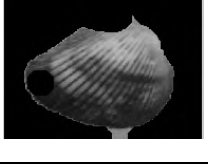


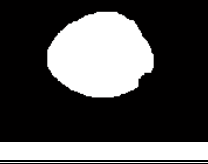


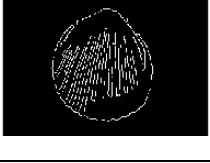


Gambar 4.15 Hasil Akurasi Klasifikasi Kombinasi Fitur Tekstur dan Bentuk dengan Pembobotan Dinormalisasi dan Tidak Dinormalisasi dengan Histogram Kuantisasi 128 Fitur



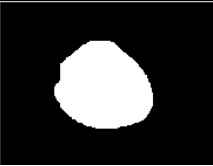




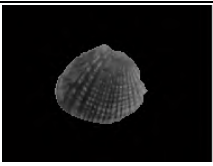













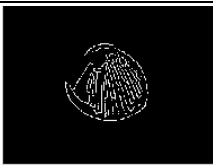





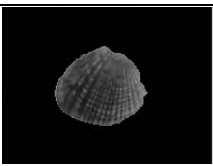



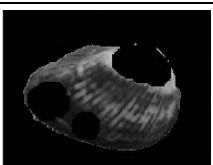


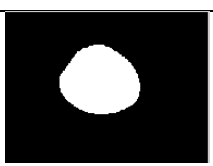








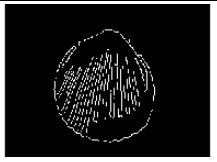















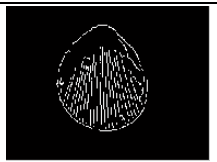



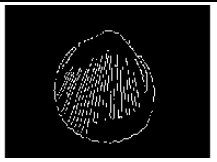









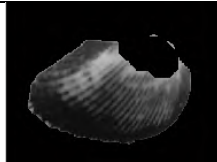
Gambar 4.16 Perbandingan Waktu Eksekusi



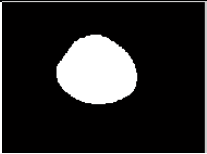






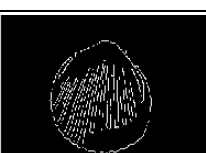






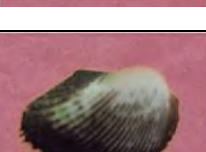



## LAMPIRAN

**Data Citra Uji**

No	Citra Asli	Citra Biner	Citra Hasil Median Filtering	Citra Gabungan Grayscale	Hasil Klasifikasi	
					Aktual	Prediksi
1					Kerang Pasir	Kerang Pasir
2					Kerang Pasir	Kerang Pasir
3					Kerang Darah	Kerang Darah
4					Kerang Pasir	Kerang Pasir
5					Kerang Bulu	Kerang Pasir
6					Kerang Darah	Kerang Darah
7					Kerang Pasir	Kerang Pasir

8					Kerang Darah	Kerang Darah
9					Kerang Darah	Kerang Darah
10					Kerang Bulu	Kerang Pasir
11					Kerang Darah	Kerang Darah
11					Kerang Pasir	Kerang Pasir
12					Kerang Darah	Kerang Darah
14					Kerang Darah	Kerang Darah
15					Kerang Bulu	Kerang Bulu
16					Kerang Darah	Kerang Darah

17					Kerang Darah	Kerang Darah
18					Kerang Pasir	Kerang Pasir
19					Kerang Darah	Kerang Darah
20					Kerang Bulu	Kerang Bulu
21					Kerang Darah	Kerang Darah
22					Kerang Pasir	Kerang Pasir
23					Kerang Pasir	Kerang Pasir
24					Kerang Darah	Kerang Darah
25					Kerang Bulu	Kerang Bulu

26					Kerang Darah	Kerang Darah
27					Kerang Darah	Kerang Darah
28					Kerang Pasir	Kerang Pasir
29					Kerang Darah	Kerang Darah
30					Kerang Bulu	Kerang Bulu

## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai kesimpulan yang diperoleh setelah melakukan serangkaian uji coba dan analisis, serta saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.

#### 5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini telah dilakukan analisis mengenai hasil dari kombinasi antara fitur tekstur dan fitur bentuk terhadap hasil akurasi klasifikasi kerang. Eksperimen dilakukan menggunakan 60 data citra kerang. Ekstraksi fitur tekstur diperoleh dengan menerapkan metode *power LBP* yang diambil dari bagian tekstur cangkang kerang, sedangkan fitur bentuk diperoleh dari implementasi menggunakan metode *fourier descriptor* yang diambil dari bentuk pinggiran kerang. Dari hasil analisis uji coba yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan uji coba pertama menggunakan fitur tunggal, yakni fitur tekstur didapatkan hasil akurasi klasifikasi yang baik yakni 99,09%. Hal ini dapat dikatakan untuk ekstraksi fitur tekstur sudah cukup berhasil.
2. Berdasarkan uji coba kedua menggunakan fitur tunggal, yakni fitur bentuk didapatkan hasil akurasi klasifikasi sebesar 72,72%. Pengujian fitur memiliki nilai akurasi klasifikasi yang kurang tinggi, hal ini dikarenakan bentuk dari tiap dataset yang memiliki kemiripan
3. Pada proses kombinasi antara fitur tekstur dari tekstur cangkang kerang dan fitur bentuk dari pinggiran/bentuk kerang hasil akurasi klasifikasi bisa meningkat hingga 99,39%. Adanya sedikit kenaikan dengan mengkombinasikan kedua fitur. Hal ini disebabkan bahwa terdapat keterkaitan antara kombinasi fitur tekstur dan fitur bentuk.

4. Hasil perbandingan pemilihan fitur menunjukkan bahwa fitur tekstur lebih dominan dibandingkan dengan fitur bentuk.

## **5.2 Saran**

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari penelitian ini, terdapat beberapa saran yang berguna untuk penelitian-penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Mencoba mengkombinasikan kedua metode lain untuk ekstraksi fitur tekstur dan ekstraksi fitur bentuk.
2. Perlu penambahan dataset untuk citra kerang dengan jenis-jenis kerang yang lainnya sehingga hasil penelitian yang didapatkan semakin baik lagi.



## DAFTAR PUSTAKA

- Aakif, A., & Khan, M.F. (2015). Automatic classification of plants based on their leaves . Elsevier, 66-75.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995) "Support Vector Networks" Machine Learning, vol.20, no.3, pp. 273.
- Gang, Z., Zong-min, M., Lian-qiang, N., & Chun-ming, Z. (2012). Modified Fourier Descriptor for shape feature extraction. Springer, pp.448-495.
- Ghosh, M., Mukherjee, J., & Parekh, R. (2013). Fish Shape Recognition using Multiple Shape Descriptors. International Journal of Computer Application, pp.14-19.
- Guo, Z.H., Zhang, L., & Zhang, D. (2010) "A complete modeling of local binary pattern operator for texture classification," IEEE Trans. Image Process. 19 (6) pp.1657-1663.
- Hu, Y., & Li, Z. (2013). An Improved Shape Signature for Shape Representation and Image Retrieval. Journal of Software, 2925-2929.
- Hudaya., Rina. (2010). "Pengaruh Pemberian Belimbing wuluh (*Averrhoa bilimbi*) Terhadap Kadar Kadmium (Cd) Pada Kerang (*Bivalvia*) Yang Berasal Dari Laut Belawan". Repository USU – Sumatera Utara
- Kadir, A., (2015). "Leaf Identification Using Fourier Descriptors and Other Shape Features,". Gate to Computer Vision and Pattern Recognition. pp.3-7.
- Muhammad, G. (2014). "Date fruits classification using texture descriptors and shape-size feature". Elsevier. pp 361-367.
- Nugroho, A. S., Witarto, A. B., & Handoko, D. (2003) "Support Vector Machine – Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika" Kuliah Umum IlmuKomputer.com.
- Ojala, T., Pietikäinen, M., & Mäenpää, T. (2002). "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns, " IEEE TPAMI, vol.24, pp.971-987.

- Pasrun, Y., P., Fatichah., C., & Suciati., N. (2016). "Penggabungan Fitur Bentuk dan Fitur Tekstur yang Invariant terhadap rotasi untuk Klasifikasi Citra Pap Smear." *Jurnal Buana Informatika*, vol.7, pp.11-20.
- Prasojo, A., S., Irwani., & Suryono, C., A. (2012). "Distribusi dan kelas Ukuran Panjang Kerang Darah (*Anadara granosa*) di Perairan pesisir Kecamatan Genuk, Kota Semarang," *Journal of Marine Research*. vol.1, pp.137-145.
- Pietikäinen, M., Ojala, T., & Xu, Z. (2000). "Rotation Invariant Texture Classification Using Feature Distributions," *Science Direct : Pattern Recognition*, vol.33, pp.43-52.
- Satrioajie, W., N. (2011). "Biologi dan Ekologi Kerang Bulu,". Researcher at Technical Implementation Unit for Marine Life Conservation Ambon.
- Smolka, B., & Nurzynka, K. (2015). "Power LBP: A novel texture operator for smiling and neutral facial display classification" vol. 51, pp.1555-1564.
- Statsoft. [Online]  
<http://www.statsoft.com/Textbook/Support-Vector-Machines>
- Zen, C., & Sun, S.-k. (2010). A Zernike Moment Phase-Based Descriptor for Local Image Representation and Matching. *IEEE*, 205-219
- Zhang, D., & Lu, G. (2002). Shape Based Image Retrieval Using Generic Fourier Descriptors. *Signal Processing: Image Communication*.
- Zhang, D., & Lu, G. (2013). A Comparative Study on Shape Retrieval Using Fourier Descriptor with Different Shape Signature. *Gippsland School of Computing and Information Technology*.
- Zhao, Y., Jia, W., Hu, R.X., Min, H. (2013). "Completed robust local binary pattern for texture classification". *Science Direct : Neurocomputing*, vol. 106, pp. 68-76.

## BIODATA PENULIS

A portrait of Putri Aisyiyah Rakhma Devi, a young woman with dark hair, wearing a bright red hijab and a patterned top. She is smiling slightly at the camera. The background is a plain, light-colored wall. There are some faint, illegible markings on the wall behind her, possibly from a previous poster or sign.

**Putri Aisyiyah Rakhma Devi**, lahir di kota Gresik, Jawa Timur pada tanggal 26 Desember 1990, merupakan anak bungsu dari tiga bersaudara. Penulis menempuh pendidikan dari SD Muhammadiyah 1 Gresik, SMP Negeri 2 Gresik, dan SMA Negeri 1 Gresik. Pada tahun 2009 penulis melanjutkan studi jenjang S1 Pendidikan Teknik Informatika di Universitas Negeri Malang (UM) dan berhasil menyelesaikan studinya pada tahun 2013. Kemudian pada tahun 2014 dengan izin dan rahmat Allah SWT, penulis diterima di Magister Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi ITS dan berhasil menyelesaikan studi pada tahun 2016 dengan bidang minat KCV (Komputasi Cerdas Visualisasi). Penulis memiliki ketertarikan dalam bidang *image processing* dan *computer vision*. Penulis yang memiliki hobi membaca serta jalan-jalan ke tempat yang baru dan seru ini dapat dihubungi melalui email : [putriaaisyiah@gmail.com](mailto:putriaaisyiah@gmail.com).

*[Halaman ini sengaja dikosongkan]*